



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

碩士學位論文

인간 추종 로봇의 성능 향상을  
위한 인간 위치 평가에 관한 연구

濟州大學校 大學院

메카트로닉스工學科

吳 寶 美

2017年 08月

# 인간 추종 로봇의 성능 향상을 위한 인간 위치 평가에 관한 연구

指導教授 林 鍾 桓

吳 寶 美

이 論文을 工學碩士學位 論文으로 提出함

2017年 06月

吳寶美의 工學碩士學位 論文을 認准함

審査委員長

김철우



委

員

김성재



委

員

김동환



濟州大學校 大學院

2017年 06月



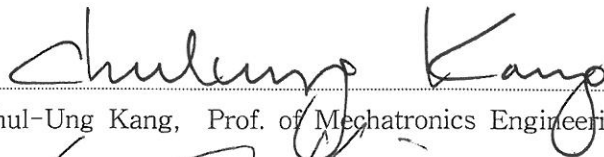
A Study on Human Position Estimation  
for Improving the performance of a Human  
Tracking Robot

BoMi Oh  
(Supervised by professor Jong-Hwan Lim)

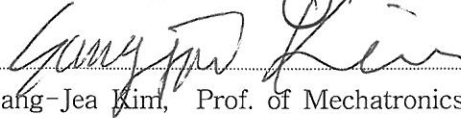
A thesis submitted in partial fulfillment of the requirement for  
the degree of Master of Mechatronics Engineering

2017 . 06 .

This thesis has been examined and approved.



Thesis Director, Chul-Ung Kang, Prof. of Mechatronics Engineering



Thesis Director, Sang-Jea Kim, Prof. of Mechatronics Engineering



Thesis Director, Jong-Hwan Lim, Prof. of Mechatronics Engineering

.....  
Date

Department of Mechatronics Engineering  
GRADUATE SCHOOL  
JEJU NATIONAL UNIVERSITY

# 목 차

LIST OF TABLES .....	iii
LIST OF FIGURES .....	iv
SUMMARY .....	vi
<b>I. 서론 .....</b>	<b>1</b>
1. 연구 배경 .....	1
2. 연구 목적 및 범위 .....	3
<b>II. 인간 및 로봇의 위치평가 .....</b>	<b>5</b>
1. 인간의 위치 평가 .....	5
1.1 확장칼만필터(EKF) 기반의 인간위치 평가 .....	5
1.1.1 예측모델 .....	5
1.1.2 측정모델 .....	9
1.1.3 위치정보 갱신 .....	10
2. 로봇의 위치 평가 .....	11
2.1 DR(Dead-Reckoning) 위치평가 .....	11
2.2 로봇의 위치평가 .....	14
<b>III. 인간위치평가 실험 및 고찰 .....</b>	<b>17</b>
1. GPS 성능 실험 .....	17
2. 인간위치평가 성능 실험 .....	19
2.1 파라메타 결정 실험 .....	19
2.1.1 기준위치 설정 .....	19
2.1.2 예비 실험 .....	22
2.2 직선경로 위치 평가 실험 .....	32
2.2.1 실험결과 .....	32
2.3 곡선경로 위치 평가 실험 .....	35
2.3.1 실험결과 .....	35

2.4 성능평가 결과 .....	38
2.5 DGPS 정보 수신 불량 시 위치평가 .....	39
<b>IV. 인간추종 성능평가 .....</b>	<b>40</b>
1. 인간추종 방법 .....	40
2. 인간추종 실험 결과 .....	43
2.1 실험 방법 .....	43
2.2 인간추종 성능평가 .....	44
<b>V. 결론 .....</b>	<b>49</b>
<b>VI. 참고문헌 .....</b>	<b>50</b>

## LIST OF TABLES

Table 1 Statistical characteristics of DGPS data .....	18
Table 2 Reference positions of line (unit : m) .....	20
Table 3 Reference positions of curve (unit : m) .....	21
Table 4 Characteristics of position error for n=2 (unit : m) .....	24
Table 5 Characteristics of position error for n=10 (unit : m) .....	25
Table 6 Characteristics of position error for n=20 (unit : m) .....	26
Table 7 Characteristics of error for n=2 (unit : m) .....	28
Table 8 Characteristics of error for n=10 (unit : m) .....	29
Table 9 Characteristics of error for n=20 (unit : m) .....	30
Table 10 Results of position error according to n (line) (unit : m) .....	31
Table 11 Results of position error according to n (curve) (unit : m) .....	31
Table 12 Characteristics of position error (unit : m) .....	33
Table 13 Characteristics of position error (unit : m) .....	34
Table 14 Characteristics of error for curve path (unit : m) .....	36
Table 15 Characteristics of error for curve path (unit : m) .....	37
Table 16 Characteristics of position error for line experiments (unit : m) .....	38
Table 17 Characteristics of position error for curve experiments (unit : m) .....	38

## LIST OF FIGURES

Fig. 1 System model and State variables .....	5
Fig. 2 Dead Reckoning (DR) system .....	12
Fig. 3 System modeling .....	14
Fig. 4 Characteristic of DGPS data .....	18
Fig. 5 Experimental environment for line .....	20
Fig. 6 Experimental environment for curve .....	21
Fig. 7 Results of line tracking (n=2) .....	24
Fig. 8 Results of line tracking (n=10) .....	25
Fig. 9 Results of line tracking (n=20) .....	26
Fig. 10 Results of curve tracking (n=2) .....	28
Fig. 11 Results of curve tracking (n=10) .....	29
Fig. 12 Results of curve tracking (n=20) .....	30
Fig. 13 Results of 1 <sup>st</sup> line tracking .....	33
Fig. 14 Results of 2 <sup>nd</sup> line tracking .....	34
Fig. 15 Results of 1 <sup>st</sup> curve tracking .....	36
Fig. 16 Results of 2 <sup>nd</sup> curve tracking .....	37
Fig. 17 Results of line tracking for no DGPS .....	39
Fig. 18 Human following navigation .....	40
Fig. 19 Flow chart of autonomous navigation .....	41
Fig. 20 Experimental environment .....	43
Fig. 21 Results of experiments for complex outdoor environment	
(a) Experimental environment .....	45
Fig. 21 (Continued) (b) Robot and human traces .....	45
Fig. 22 Results of experiments for complex outdoor environment (1 <sup>st</sup> run)	
(a) Experimental environment .....	47



Fig. 22 (Continued) (b) Robot and human traces ..... 47

Fig. 23 Results of experiments for complex outdoor environment (2<sup>nd</sup> run)

    (a) Experimental environment ..... 48

Fig. 23 (Continued) (b) Robot and human traces ..... 48

## SUMMARY

A Human tracking robot is a robot that can follow a human by judging the location of the human in a real time. Conventional human tracking robots using a camera or an ultrasonic sensor have a serious problem that the robot can not follow a human because they can not recognize human's position in an inclined or obstacle environment.

To solve this problem a human tracking method using GPS was developed. Since the position of the person is recognized by using the GPS only, this method requires the use of expensive and accurate DGPS in order to reduce the position error. Another problem is that it is impossible according to satellite or ionosphere conditions.

In terms of practical use of human tracking robot, it is necessary to develop a human tracking method based on an inexpensive and inaccurate GPS. In this case, however, since the position error increases and the position changes severely due to the random nature of the DGPS error, the human tracking performance deteriorates significantly.

In this paper, we propose an localization of a human position based on the information of the average human movement and rotation by using inexpensive GPS. This method not only reduces the position error but also smoothes the path of the human. It can also enable the robot to follow the human even when the satellite signal is not received in a short period of time.

To do this, we estimate the average amount of traveling distance and rotation of human, and these distance and rotation information are fused with GPS information using extended Kalman filter. This method can improve the human tracking performance of the robot because it can reduce the position error and smoothen the sudden change of the path. In order to evaluate the applicability and possibility of the method in real environment, we present experimental results for various situations using a real robot in a real world.

# I. 서론

## 1. 연구 배경

최근 지능로봇기술의 발달로 다양한 분야에 로봇을 응용하는 기술이 개발되고 있다. 그 중 한 분야인 인간추종로봇 기술은 옥외에서 추종하여야 할 인간의 위치를 실시간으로 판단하여 인간을 추종하는 로봇이다. 이와 같은 로봇 기술은 학교나 공공장소와 같은 곳에서 안내를 수행하는 안내로봇, 골프장의 캐디 로봇, 산책이나 조깅 시에 인간을 따라다니면서 인간의 친구가 되어주는 로봇, 무거운 짐을 옮기거나 작업장에서 여러 가지 장비를 이동시키면서 작업을 해야 하는 경우 인간대신 짐이나 장비를 이동 시키는 로봇, 그리고 노약자 및 장애인의 물건을 대신 들어주면서 친구 역할을 함으로써 삶의 질을 향상 시키는 로봇으로도 응용 할 수 있어 응용성이 다양한 기술이다.

인간 추종 로봇은 자율주행이 필요하며 로봇 스스로가 이동 중에 항상 자신의 위치를 평가하는 위치평가(localization), 주행할 경로를 선택하는 경로계획(path planning), 이동 중 장애물을 감지하여 회피하는 장애물 회피 (obstacle avoidance), 그리고 계획된 경로를 추적하는 경로 추적(path execution)기능 등으로 구성된다. 이러한 기능들 중 가장 핵심은 로봇 및 인간의 현재 위치를 평가하는 기술인 위치평가 기술이며 나머지 기능들은 위치평가 기술에 의존하는 부수적인 기능들이다[1,2,3,4,5].

인간 추종 로봇은 다른 로봇 기술에 비해 많은 연구가 이루어지지 않았다. 로봇이 인간을 추종하기 위해서는 인간의 위치를 인식해야 한다. 지금까지 개발된 국내외 인간 위치 평가방법은 카메라를 이용하는 방법이나 초음파센서를 이용하는 방법, 레이저센서, LED센서 DGPS센서 등을 이용하는 방법이다. 카메라를 이용하는 방법은 로봇이 추종할 사람의 얼굴이나 신체 특정부위, 또는 LED를 인간에 부착하여 그것을 타겟으로 하여 연속적으로 추적하면서 인간을 추종하는 방법이다. 그러나 인간과 로봇사이에 장애물이 존재하거나 언덕이나 경사지에서

는 타겟을 추적하지 못하는 경우가 자주 발생하여 추종 성능이 떨어진다고[6,7,8].

초음파와 센서 방법은 주로 두 개의 초음파 신호로부터 거리차를 계산하고 이를 이용하여 방향을 추측하는데 초음파와 센서의 거리오차가 비교적 크기 때문에 방향 추적에 오차가 크고 인간과 로봇사이에 장애물이 존재하거나 로봇 전면에서 인간이 위치하지 못하면 초음파 수신에 어려움이 있어 추종이 불가능하게 된다. 레이저 방식은 레이저 스캐너로 연속적으로 인간의 다리를 추적하여 거리 및 방향을 계산하여 추종하는데 인간과 로봇사이에 장애물이 존재하거나 인간이 로봇의 전면에서 위치하지 못하는 경우나 경사지에서는 인간의 다리를 추적할 수 없다는 단점이 있다. LED 방식은 카메라 방식 단점인 주변 환경 민감도에 대한 신뢰도를 높이기 위한 것으로서 LED를 인간의 몸에 부착하여 이 빛을 추적하는 방식으로 카메라의 환경민감도 문제는 어느 정도 해결되지만 중간에 장애물 위치할 경우나 경사지와 같은 곳에서는 추종이 불가능하다[9,10,11,12].

이와 같은 기존의 인간추종 방법의 문제점을 해결하기 위해 GPS를 이용한 인간 추종방법이 개발되었다[5]. 이 방법은 인간과 로봇의 위치를 독립적으로 평가하여 장애물 등에 의한 추종신뢰성 문제를 해결하는데, DGPS 및 로봇 바퀴의 엔코더 정보로부터 로봇자신의 최적 위치를 평가하고 인간이 휴대한 GPS정보를 인간의 위치로 인식하여 추종하는 방법이다. 이 방법은 로봇의 위치평가는 최적 위치가 가능할지라도 인간의 위치 평가는 GPS위치 정보 자체만을 이용하므로 GPS 오차가 발생하게 되면 추종하는 로봇의 성능이 떨어진다는 단점이 있다. 따라서 인간 위치 오차를 줄이기 위해 고가의 고정밀도 DGPS를 이용하고 있다.

이와 같이 로봇의 위치평가는 GPS뿐만 아니라 로봇바퀴 엔코더 정보가 있기 때문에 두 정보를 융합하여 최적위치 평가가 가능하지만, 인간의 위치는 단지 GPS정보에 의존하므로 없으므로 최적위치 평가가 어렵기 때문에 로봇의 인간추종 성능이 떨어지게 된다. 인간의 위치를 GPS정보만으로 평가할 때 인간의 위치 오차는 GPS 오차가 발생 하는 만큼 계속해서 오차가 발생하게 된다. GPS는 위성이나 전리층 상태, 그리고 주변 건물 등의 장애물 유무에 따라 오차가 커질 뿐만 아니라 경우에 따라서는 위치정보 자체가 수신되지 못하는 경우가 발생하므로 단지 GPS자체의 위치정보에만 의존하여 인간을 추종할 경우 그 성능이 크게 떨어지거나 추종이 불가능해질 수 있다.

인간추종측면에서 보면 GPS만을 이용한 인간위치 추종방법은 인간위치오차가 커진다는 것 이외에도 또 다른 문제점을 야기 시킨다. GPS 위치정보는 매순간 랜덤하게 오차가 발생하므로 위치변화가 심하게 발생한다. 인간의 위치의 변화가 심하게 발생하게 되면 로봇이 인간 추종을 위한 추종방향이 급격하게 변화하게 된다. 이 경우 로봇은 급격한 방향전환이 필요하게 되고 이는 로봇자체의 관성 등을 고려할 때 추종성능을 크게 떨어트리는 원인이 된다.

따라서 인간추종 로봇의 실용화를 위해서는 저가의 GPS이용, 인간위치오차 개선, 단기간 GPS 오차 수신 불량 문제 해결 및 급격한 인간위치 변화의 개선 등에 관한 연구가 필요하다.

## 2. 연구목적 및 범위

본 연구에서는 인간추종로봇 기술의 실용화를 위해 저가의 GPS기반 인간위치 평가 방법을 제안한다. 즉, 기존 GPS기반 인간추종기술은 고가의 정밀DGPS를 이용함으로써 발생하지 않았던 큰 인간위치 오차 및 급격한 방향 변화 등을 해결하기 위한 방법을 연구한다. GPS 위치 오차를 개선하기 위해서는 GPS자체 위치정보 이외에 또 다른 위치정보가 필요하며 로봇의 위치평가는 로봇바퀴에 장착된 엔코더 정보를 칼만필터로 융합하여 최적위치를 평가할 수 있으나, 인간의 경우에는 단지 GPS 위치정보 이외에 인간의 위치를 측정할 또다른 위치센서 장착이 어렵기 때문에 칼만필터와 같은 위치평가 방법의 적용이 어렵다. 이 문제를 해결하기 위해 본 연구에서는 인간의 평균 이동거리 및 평균 회전량을 인간의 추가 위치정보로 하여 GPS 위치정보와 확장칼만필터로 융합함으로써 인간의 위치 평가 성능을 향상시키는 방법을 연구한다. 이 방법은 기존 GPS기반 인간추종방법과 달리 저가의 GPS를 이용하여 인간위치 오차를 저감시키며, 단기간 GPS 수신 불량 시에도 인간추종이 가능하며 급격한 방향 전환을 감소시켜 인간추종성능 향상이 가능하다.

II장에서는 확장칼만필터(Extended Kalman Filter : EKF) 기반 인간의 위치평가방법(Localization)과 로봇의 위치 평가방법을 제안하고, III장에서는 개발된

인간 위치평가 방법의 성능을 평가한다. IV장에서는 II장과 III장에서 제안한 인간의 위치평가 방법과 로봇의 위치 평가 방법을 기반으로 하여 실제 환경에서 실험을 통해 로봇의 인간추종 결과 성능을 분석한다.

## II. 인간 및 로봇의 위치평가

### 1. 인간의 위치 평가

#### 1.1 확장칼만필터(EKF) 기반의 인간위치 평가

##### 1.1.1 예측모델

칼만필터 기반 위치 평가는 서로 다른 방법으로 획득한 두 정보를 신뢰성을 기반으로 하여 오차를 보정 하는 방법 이다. Fig.1은 인간이 시간  $k$ 에서의 위치와 시간  $k+1$ 위치로 이동한 상태를 나타낸다. 인간의 위치를 나타내는 상태변수를  $X_h(k) = [x_h(k), y_h(k), \theta_h(k)]^T$ 로 정의하고  $d_h(k)$ 는 이동거리, 그리고  $\Delta\theta_h(k)$ 는 방향 증분으로 정의한다[13,14].

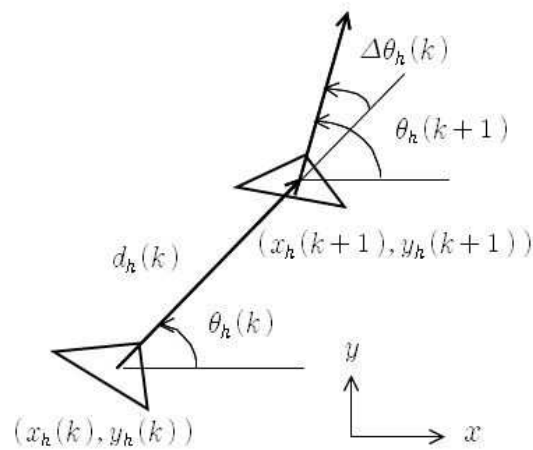


Fig.1 System model and State variables

인간의 이동 위치에 대한 상태 벡터 모델은 다음과 같이 된다.

$$X_h(k+1) = F_h(X_h(k), M(k)) + \omega_h(k), \omega_h(k) \sim N(0, Q_h(k)) \quad (1)$$

여기서  $F_h(X_h(k), M_h(k))$ 는 비선형 상태천이함수이며  $\omega_h(k)$ 는 평균이 0이고 공분산이  $Q_h(k)$ 인 가우시안 잡음을 나타낸다. 또한  $M_h(k)$ 는 인간의 이전 위치로부터 평가된 평균 이동 거리 및 회전을 나타내는 인간이동 입력으로서 다음과 같이 표현된다.

$$M_h(k) = \begin{pmatrix} d_h(k) \\ \Delta\theta_h(k) \end{pmatrix} \quad (2)$$

즉  $d_h(k)$  및  $\Delta\theta_h(k)$ 는 각각 시간  $k$ 에서  $k+1$ 까지 인간의 이동 거리 및 회전량을 나타낸다. 인간은 시간  $k$ 에서  $d_h(k)$ 만큼 이동 후에  $\Delta\theta_h(k)$ 만큼 회전했다는 point kinematics를 적용하면  $F_h(X_h(k), M_h(k))$ 는 다음과 같이 계산된다[15,16].

$$F_h(X_h(k), M(k)) = \begin{pmatrix} x_h(k) + d_h(k) \cos \theta_h(k) \\ y_h(k) + d_h(k) \sin \theta_h(k) \\ \theta_h(k) + \Delta\theta_h(k) \end{pmatrix} \quad (3)$$

인간의 이동에 대한 정보를 측정할 아무런 수단이 없는 상황에서는 이전 일정 step 이동 시의 인간의 평균 이동거리 및 회전정보로부터  $M_h(k)$ 를 구한다.  $n$ 을 현재로부터 평균을 구할 이전 총 step 수라하면  $d_h(k)$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$d_h(k) = \frac{\sum_{i=k-n}^k m(i)}{n} \quad (4)$$

즉,  $m(i)$ 는 각 step 마다 이동한 거리를 증분을 나타내며  $d_h(k)$ 는 인간의 한 step 당 평균 이동 거리를 의미한다.

$\Delta\theta_h(k)$ 는  $n$  step 동안의 평균 인간의 회전량을 의미한다.  $i$  step에서 인간이 회전한 각도를  $\Delta a(i)$ 라 하면  $\Delta\theta_h(k)$ 는 다음과 같이 구해진다.



$$\Delta\theta_h(k) = \frac{\sum_{i=k-n}^k \Delta a(i)}{n} \quad (5)$$

다음으로 DGPS로부터 위치를 측정하는 측정모델을 다음과 같이 정의한다.

$$Z_h(k) = H_h(k, X_h(k)) + \nu_h(k), \quad \nu_h(k) \sim N[0, R_h(k)] \quad (6)$$

여기서  $\nu_h(k)$ 는 평균이 0이고 공분산이  $R_h(k)$ 인 가우시안 잡음이며,  $R_h(k)$ 는 각 측정변수의 오차의 분산으로 구성되는 행렬이다. DGPS의 측정값은 로봇의 특정 위치와 아무런 기하학적 관계가 없고 단지 현재 위치에 단지 측정 잡음(오차)만 개입되므로  $H_h(k, X_h(k))$ 를 다음과 같이 정의한다.

$$H_h(k, X_h(k)) = \begin{pmatrix} x_h(k) \\ y_h(k) \\ \theta_h(k) \end{pmatrix} \quad (7)$$

또한  $\nabla H_h$ 는 다음과 같이 구해진다.

$$\nabla H_h = \begin{pmatrix} \frac{\partial x}{\partial x} & \frac{\partial x}{\partial y} & \frac{\partial x}{\partial \theta} \\ \frac{\partial y}{\partial x} & \frac{\partial y}{\partial y} & \frac{\partial y}{\partial \theta} \\ \frac{\partial \theta}{\partial x} & \frac{\partial \theta}{\partial y} & \frac{\partial \theta}{\partial \theta} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (8)$$

$\hat{X}_h(k|k)$ 와 제어 입력  $M(k) = [d_h(k), \Delta\theta_h(k)]^T$ 로부터 시간  $k+1$ 에서의 로봇의 위치  $\hat{X}_h(k+1|k)$ 를 다음과 같이 예측한다.

$$\hat{X}_h(k+1|k) = F_h(\hat{X}_h(k|k), M(k)) = \begin{pmatrix} \hat{x}_h(k|k) + d_h(k) \cos \hat{\theta}_h(k|k) \\ \hat{y}_h(k|k) + d_h(k) \sin \hat{\theta}_h(k|k) \\ \hat{\theta}_h(k|k) + \Delta\theta_h(k) \end{pmatrix} \quad (9)$$

여기서  $d_h(k)$  및  $\Delta\theta_h(k)$ 는 식 (4)와 (5)로 구하되,  $m(i)$ 와  $\Delta a(i)$ 는 다음과 같이 각 단계 마다 평가된 상태벡터를 이용하여 구한다.

$$m(i) = \sqrt{(\hat{x}_h(i) - \hat{x}_h(i-1))^2 + (\hat{y}_h(i) - \hat{y}_h(i-1))^2} \quad (10)$$

$$\Delta a(i) = \hat{\theta}_h(i) - \hat{\theta}_h(i-1) \quad (11)$$

또한 이 예측에 수반되는 공분산 행렬  $P(k+1|k)$ 는 다음과 같이 계산된다.

$$P_h(k+1|k) = \nabla F_h P_h(k|k) \nabla F_h^T + Q_h(k) \quad (12)$$

여기서  $\nabla F_h$ 는,

$$\nabla F_h = \begin{pmatrix} \frac{\partial F_x}{\partial x} & \frac{\partial F_x}{\partial y} & \frac{\partial F_x}{\partial \theta} \\ \frac{\partial F_y}{\partial x} & \frac{\partial F_y}{\partial y} & \frac{\partial F_y}{\partial \theta} \\ \frac{\partial F_\theta}{\partial x} & \frac{\partial F_\theta}{\partial y} & \frac{\partial F_\theta}{\partial \theta} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -d_h(k) \sin \hat{\theta}_h(k) \\ 0 & 1 & d_h(k) \cos \hat{\theta}_h(k) \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (13)$$

이고  $Q_h(k)$ 는 다음과 같다.

$$Q_h(k) = \begin{pmatrix} (\sigma_{h,tx})^2 & 0 & 0 \\ 0 & (\sigma_{h,ty})^2 & 0 \\ 0 & 0 & (\sigma_{h,r\theta})^2 \end{pmatrix} \quad (14)$$

여기서,  $\sigma$ 는 오차의 표준 편차,  $h$ 는 인간,  $t$ 는 이동,  $r$ 은 회전을 나타내는 첨자이다. 즉,  $\sigma_{h,tx}$ 는 인간이 한 step 이동 시에  $x$ 방향으로 발생하는 오차의 표준

편차로서 인간의 이동거리와는 무관하고 예상 평균 이동거리  $d_h(k)$ 에 대해 얼마나 오차가 발생할 수 있는지를 나타내는 표준편차이다. 마찬가지로  $\sigma_{h,rx}$ 는 인간이 한 스텝 이동 시에 발생할 것으로 예상하는 회전량  $\Delta\theta_h(k)$ 에 대해 얼마나 오차가 발생하는지를 나타내는 표준편차이다.

### 1.1.2 측정모델

예측된 인간의 위치  $\hat{X}_h(k+1|k)$ 에서의 예상되는 GPS 측정값  $\hat{Z}_h(k+1)$ 을 예측한다. 이것은 (7)식에 의해 다음과 같이 나타내진다.

$$\hat{Z}_h[k+1] = \begin{pmatrix} \hat{x}_h(k+1|k) \\ \hat{y}_h(k+1|k) \\ \hat{\theta}_h(k+1|k) \end{pmatrix} \quad (15)$$

또한 DGPS로부터 실제 측정된 값은 다음과 같이 나타내어진다.

$$Z_h(k+1) = \begin{pmatrix} x_{h,GSP}(k+1) \\ y_{h,GSP}(k+1) \\ \hat{\theta}_h(k+1|k) \end{pmatrix} \quad (16)$$

여기서  $[x_{gps}(k+1), y_{gps}(k+1)]^T$ 는 DGPS로부터 측정된 위치정보이며 GPS는 방위 정보를 주지 못하므로 (9)식에서 예측된  $\hat{\theta}_h(k+1|k)$ 를 각도 측정값으로 대체한다.

이 예측에 수반되는 공분산 행렬  $S_h(k+1)$ 은 다음과 같다.

$$S_h(k+1) = E[\nu_h(k+1) \cdot \nu_h^T(k+1)] = \nabla H_h P_h(k+1|k) \nabla H_h^T + R_h(k+1) \quad (17)$$

여기서  $\Delta H_h$ 는 (8)식과 같은 단위행렬이며  $R_h(k+1)$ 은 DGPS와 Digital Compass의 측정 시 발생하는 오차 공분산으로서 다음과 같다.

$$R_h(k+1) = \begin{pmatrix} \sigma_{gps,x}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{gps,y}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{h,r\theta}^2 \end{pmatrix} \quad (18)$$

여기서  $\sigma_{gps}$ 는 GPS 측정 시 발생하는 오차의 표준편차이고, 인간은 특별히 각도 정보를 주는 센서를 사용하지 아니하고 (9)식으로 예측된 각도를 사용하므로  $\sigma_{h,r\theta}$ 는 식 (14)와 동일한 것으로서 예측된 각도에 대한 표준편차가 된다.

### 1.1.3 위치정보 갱신

실측 위치와 예측된 위치의 차로 구성되는 innovation 행렬  $\nu_h(k+1)$ 는 다음과 같다.

$$\nu_h(k+1) = [Z_h(k+1) - \hat{Z}_h(k+1)] = \begin{pmatrix} x_{h,GPS}(k+1) - \hat{x}_h(k+1|k) \\ y_{h,GPS}(k+1) - \hat{y}_h(k+1|k) \\ 0 \end{pmatrix} \quad (19)$$

EKF는 측정값과 예측 값 사이의 연관성(correspondence)을 평가하여 어느 정도 이상의 연관성이 있을 때만 innovation을 이용하여 위치를 보정한다. 두 값의 연관성 평가는 다음과 같은 validation gate를 이용한다.

$$\nu_h(k+1)S_h^{-1}(k+1)\nu_h^T(k+1) \leq \gamma_h^2 \quad (20)$$

여기서  $\gamma_h$ 는 설계 파라메타이다. Validation gate의 의미는 측정값과 예측 값의 차와 측정오차의 분산과의 비를 나타내는데, 측정오차가 오차의 분산보다 일정한 값 이하일 때만 위치보정이 유효하게 된다. 즉 식(20)을 만족하는 DGPS 정보는 위치평가에 이용하고 그렇지 못한 정보는 단순히 버림으로써 DGPS 위치정보의 신뢰성을 고려한다.

(20)식을 통과한 측정값에 대하여 다음과 같이 위치 및 covariance를 갱신한

다. 먼저 kalman gain  $W_h(k+1)$ 은 다음과 같다.

$$W_h(k+1) = P_h(k+1|k) \nabla H_h^T S_h^{-1}(k+1) \quad (21)$$

칼만 계인을 이용하여 예측된 위치를 다음과 같이 보정한다.

$$\hat{X}_h(k+1 | k+1) = \hat{X}_h(k+1 | k) + W_h(k+1)\nu_h(k+1) \quad (22)$$

마지막으로 이 위치보정에 수반된 공분산 행렬은 다음과 같이 갱신된다.

$$P_h(k+1 | k+1) = P_h(k+1 | k) - W_h(k+1)S_h(k+1)W_h^T(k+1) \quad (23)$$

만약 (20)식을 통과하지 못하는 측정값에 대해서는 (9)식과 (12)식으로 예측된 상태 벡터 및 covariance를 최종 갱신된 것으로 간주하고 다음 step으로 넘어간다.

## 2. 로봇의 위치 평가

### 2.1 DR(Dead-Reckoning) 위치평가

DR 위치평가 원리는 로봇의 초기 위치를 설정한 후 로봇바퀴에 장착된 엔코더 정보만으로 로봇의 이동 거리와 방향을 검출하여 주행 로봇의 현재 위치를 추정하는 방법이다. DR은 외부의 지원 시설이 필요하지 않을 뿐 아니라 로봇의 위치를 연속적으로 검출할 수 있다.

DR은 이미 알고 있는 위치에서 다음 단계로의 이동 시에 이동 거리 및 회전 각도 정보와 양쪽 바퀴에 장착된 엔코더의 정보로부터 로봇의 새로운 위치를 계산하는 항법 시스템으로 오차가 누적되어 장기간 위치 정보 제공에는 적합하지 않지만 짧은 시간 동안에는 비교적 정밀한 정보를 제공한다. Fig. 2와 같이 로봇

의 왼쪽 및 오른쪽 바퀴의 이동거리를 각각  $D_L$ ,  $D_R$ 이라 하고 두 바퀴 사이의 거리를  $L$ 이라 하면 원주와 각의 관계에서,

$$D_R = R\alpha, \quad D_L = (L+R)\alpha \quad (24)$$

이 성립한다. 이 식에서  $R$ 과  $\alpha$ 는 미지수이다. 이것으로부터  $R$ 과  $\alpha$ 는 다음과 같이 구해진다.

$$\alpha = \frac{D_L - D_R}{L}, \quad R = \frac{D_R L}{D_L - D_R} \quad (25)$$

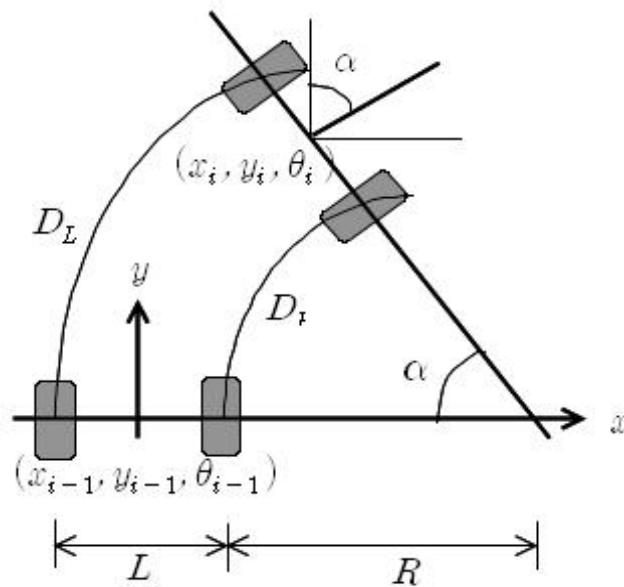


Fig. 2 Dead Reckoning (DR) system

이전 위치  $(x_{i-1}, y_{i-1}, \theta_{i-1})$ 의 로봇 중심에 대한 다음 위치  $(x_i, y_i, \theta_i)$ 는 다음과 같이 구해진다. 먼저  $x_i$ 는,

$$x_i = (R + \frac{L}{2})(1 - \cos\alpha) \quad (26)$$

같은 방법으로  $y_i$ 는 다음과 같다.

$$y_i = (R + \frac{L}{2})\sin\alpha \quad (27)$$

다음으로 기준좌표에 대한 로봇의 진행 방향은 다음과 같이 계산된다.

$$\theta_i = \theta_{i-1} - \alpha \quad (28)$$

또한 기준좌표에 대한 로봇의 위치는 다음으로 계산된다.

$$\begin{pmatrix} x_i \\ y_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{i-1} \\ y_{i-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \cos\theta_r & -\sin\theta_r \\ \sin\theta_r & \cos\theta_r \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (29)$$

여기서,

$$\theta_r = \theta_{i-1} - \frac{\pi}{2} \quad (30)$$

이다.

그러나 이와 같은 DR은 로봇의 이동거리가 늘어남에 따라 오차가 무한히 커진다. 그 이유는 바퀴의 불균형, 바퀴와 바닥사이의 미끄러짐, 바닥의 불균일성, 엔코더의 오차 등에 기인한다. 이 중 바퀴 불균형은 계통오차로서 이동거리에 따라 무한히 늘어나는 성질을 가진다. 반면에 그 외 오차 요인들은 무작위 특성이 있어 통계학적으로 처리가 가능하다.

## 2.2 로봇의 위치평가

로봇의 위치평가는 주행계의 정보로 계산된 위치를 DGPS의 위치정보와 융합하여 최적의 로봇 위치를 도출하는 과정이다. 두 정보의 융합은 확장칼만필터(EKF)를 이용한다.

시간  $t$ 에서 로봇 위치  $X_t$ 는 주어진 제어 입력  $u_t = [d_t, \Delta\theta_t]^T$  와 이전 위치  $X_{t-1}$ 에 의해 일반적으로 다음과 같이 비선형식으로 표현된다.

$$X_t = g(u_t, X_{t-1}) + \epsilon_t \quad (31)$$

여기서  $g(u_t, X_{t-1})$  은 비선형 상태전이 함수이고  $\epsilon_t$ 는 평균이 0이고 공분산이  $R_t$  인 가우시안 잡음으로 가정 한다. 실제 로봇의 이동시 발생하는 잡음은 대부분 무작위 오차가 개입되기 때문에 가우시안으로 가정할 수 있다. 시간  $t$ 에서 로봇의 예측된 위치  $\bar{X}_t$ 와 연관된 공분산  $\bar{P}_t$ 는 Fig. 3과 같은 관계에 의해 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \bar{X}_t &= g(u_t, X_{t-1}) = X_{t-1} + \begin{pmatrix} d_t \cos \theta_{t-1} \\ d_t \sin \theta_{t-1} \\ \theta_{t-1} + \Delta\theta_t \end{pmatrix} \\ \bar{P}_t &= G_t P_{t-1} G_t^T + R_t \end{aligned} \quad (32)$$

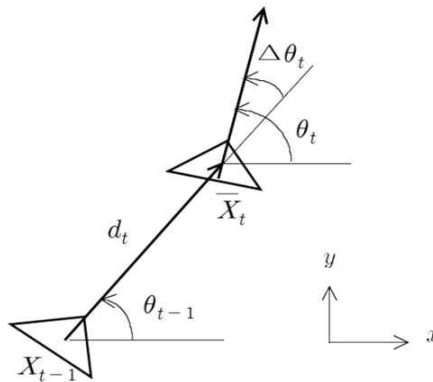


Fig.3 System modeling



여기서  $G_t$ 는  $g(u_t, X_{t-1})$ 의 자코비안으로서 다음과 같이 표현된다.

$$G_t = \frac{\partial g(u_t, X_{t-1})}{\partial X_{t-1}} \quad (33)$$

다음으로 측정모델  $z_t$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$z_t = h(X_t) + \delta_t \quad (34)$$

여기서  $\delta_t$ 는 공분산이  $Q_t$ 인 평균이 0인 가우시안 잡음으로 가정한다. 식 (34)에서  $h(X_t) = [x, y, \theta]^T$ 로서 센서의 측정값과 로봇의 위치를 관계 짓는 함수인데 로봇의 위치와 DGPS 측정값사이에는 별다른 기하학적 관계가 없으므로 단지 로봇의 위치와 방향으로 구성된다.

센서 측정값은 항상 오차에 노출되어있기 때문에 외란의 영향을 받아 신뢰성이 떨어진 DGPS의 측정값을 제거하기 위하여 측정값의 신뢰성을 평가하여야 한다. 이를 위해 먼저 각 센서에 대응되는 예측 값과 실측값의 차로 구성되는 innovation행렬  $\nu_t$ 를 다음과 같이 구성한다.

$$\nu_t = z_{m,t} - h(\bar{X}_t) \quad (35)$$

위 식에서  $z_{m,t}$ 는 DGPS로부터의 위치 정보로서  $(x_{DGPS}, y_{DGPS}, \bar{\theta}_t)^T$ 를 나타낸다. 방향이 로봇의 위치예측단계에서 추정된  $\bar{\theta}_t$ 로 표현된 것은 DGPS는 방향정보를 주지 못하기 때문에 예측된 방향 값을 그대로 이용한 것이다. DGPS의 정보는 다음  $M_d$ 로 표현되는 “validation gate”를 이용하여 그 신뢰성을 평가한다.

$$M_d = \nu_t^T S_t^{-1} \nu_t, \quad M_d \leq \gamma \quad (36)$$

식 (6)에서  $S_t = H_t \bar{P}_t H_t^T + Q_t$ 로 표현되며  $H_t$ 는 식(34)로 표현되는  $h$ 의 자코비안이다.  $h$ 가 식 (34)와 같이 선형으로 표현되므로  $H_t$ 는 단위행렬이 되며,  $\gamma$ 는 설계변수이다.  $M_d$ 의 의미는 측정값 공분산의 확률거리로서 예측된 위치와 측정된 위치사이의 적합성을 결정하는 데 이용된다.

DGPS 정보 중 (36)식을 만족하지 못하는 측정값은 신뢰성이 떨어지는 것으로

로 간주하여 위치갱신에서 제외시키고 (36)식을 만족하는 측정값에 대해서는 다음과 같이 위치를 갱신 시킨다.

$$\begin{aligned} X_t &= \bar{X}_t + k_t \nu_t \\ P_t &= \bar{P}_t - k_t S_t k_t^T \end{aligned} \quad (37)$$

여기서  $k_t$ 는 칼만 게인으로서는 다음과 같이 주어진다.

$$k_t = \bar{P}_t \bar{H}_t^T S_t^{-1} \quad (38)$$

### III. 인간위치평가 실험 및 고찰

#### 1. GPS 성능 실험

GPS의 원리는 추적된 궤도에 의해서 정확한 위치를 알고 있는 위성에서 발신하는 전파를 수신하여 위성에서 관측점까지의 전파 도달시간을 측정함으로써 공간적 위치를 구하는 것이다. GPS에는 여러 가지 원인에 의해 오차가 포함되어 있으며, 위성에 관계된 오차, 위성신호의 전달 매개물에 관계된 오차 및 수신기에 관계된 오차로 구분된다. 위성에 관계된 오차는 위성궤도오차, 위성시계오차를 들 수 있으며, 신호 전달 매개물에 관계된 오차는 대류권 굴절오차와 전리층 자연오차가 있다. 또한 수신기에 관계된 오차는 수신기시계오차와 안테나 위상중심의 변화에 따른 오차를 들 수 있다.

위성 DGPS는 정지궤도 위성을 이용한 DGPS방식으로 지구정지궤도 36,000km 상공의 위성을 사용하여 보정정보를 제공하는 광역 지상 기준국과 통신위성이라는 두 개의 시스템으로 구성 되어 있으며 지상모니터링 기준국에서 GPS 위성 측위신호를 수신하여 제어감시기지국에 데이터를 전송하고 광역 주 제어 기지국에서는 보정데이터를 생성하여 다시 지상국(위성지구국)을 통하여 지구정지궤도위성으로 전송하고 이 보정데이터를 사용자에게 제공하는 방식이다.

로봇에 장착한 GPS는 아센코리아 GPS620 모델로 이 모델은 블루투스 형식이며 위치정확도 2.5m(위성 DGPS 적용 시)의 사양을 가지고 있다. 또한 인간 GPS는 아센코리아 RCV-3000 모델을 사용하였으며 블루투스 방식으로 위치정확도 2.50m(위성 DGPS 적용 시)의 사양을 가지고 있다.

Fig.4 는 DGPS를 고정 위치에서 3일간 약 5분정도씩 8,400여개의 수집한 데이터를 나타낸 그림이다. 이 데이터의 원점은 중부원점인 위도  $38^{\circ}00'00''$ , 경도  $127^{\circ}00'00''$ 이다. 그래프에서 x축은 왼쪽이 동쪽, 오른쪽이 서쪽 방향이며 y축은 아래쪽이 북쪽, 위쪽이 남쪽 방향이다. 그래프의 파란색 지점은 평균값을 나타내

고, 보라색 지점들은 DGPS 값의 분포를 나타낸다. Table 1은 Fig. 4의 데이터를 분석한 오차특성이다. 분석결과 평균 오차는 제조사에서 제시한 것보다 큰 0.31m로 나타냈으며 약 6.10m의 최대오차를 갖는 것으로 분석되었다.

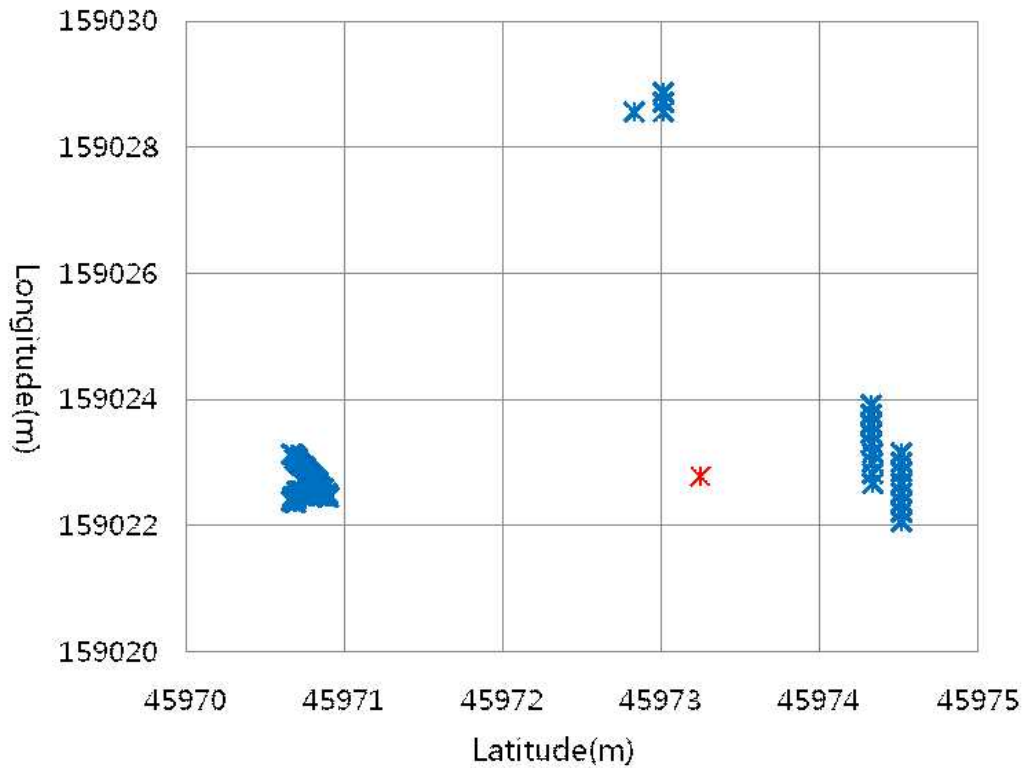


Fig. 4 Characteristic of DGPS data

Table 1 Statistical characteristics of DGPS data

Maximum error	Root mean square error	standard deviation
6.10m	2.81m	1.90

## 2. 인간위치평가 성능 실험

### 2.1 파라메타 결정 실험

#### 2.1.1 기준위치 설정

개발된 인간위치 평가 성능을 분석하기 위해 직선경로와 곡선경로의 실험을 수행하였다. 실험 장소는 대학교 운동장이며, 사전에 DGPS를 이용하여 오차가 최소화되는 기준경로를 생성하기 위해 직선경로는 출발지점과 도착지점 선정하고 3일 동안 동일 지점에서 약 5분 간 데이터를 수집하여 Table 2와 같이 출발지점과 도착지점을 설정하였다. Fig. 5는 이와 같이 설정된 기준 직선 경로를 나타낸다.

곡선경로도 직선 경로와 같은 방법으로 사전에 DGPS를 이용하여 6지점을 선정하고 3일 동안 동일 지점에서 약 5분 간 데이터를 수집하여 실제위치를 생성하였다. Fig. 6은 기준위치를 나타내는데 기준위치 순서는 그림에서 왼쪽 하단이 1번 위치이고 나머지 위치는 시계방향 순서이다. Table 3은 이와 같이 설정된 6개의 기준위치 좌표를 나타낸다.



Fig. 5 Experimental environment for line

Table 2 Reference positions of line (unit : m)

	Reference position
start point	(159081.33, 45898.847)
end point	(159014.00, 45899.146)



Fig. 6 Experimental environment for curve

Table 3 Reference positions of curve (unit : m)

No.	Reference Position
1	(159005.22, 45939.51)
2	(159006.07, 45941.29)
3	(159013.88, 45963.52)
4	(159022.62, 45970.76)
5	(159033.15, 45978.02)
6	(159047.48, 45980.76)



## 2.1.2 예비 실험

### (가) 직선의 예비실험

앞서 언급했듯이 인간의 위치평가는 로봇의 위치평가와는 달리 기본적으로 GPS 이외에 어떠한 위치정보도 없으므로 여분의 인간 이동정보로서 이전 몇 step이동 시의 인간의 평균 이동거리 및 회전정보를 이용한다. 따라서 성능평가 실험에 앞서 인간의 평균 이동거리 및 회전량을 구하기 위한 식(4)와(5)의 step 수  $n$ 에 따른 위치평가 성능을 분석하여 최적의  $n$ 을 평가하는 실험을 수행하였다. 실험 방법은 Fig. 5와 같이 설정된 기준경로를 따라 DGPS를 휴대한 인간이 이동하면서 수집된 데이터를 이용하여 II장에서 개발된 확장칼만필터 방법으로 위치평가를 수행하였다. 최적의  $n$ 값을 도출하기 위해  $n=1$ 부터  $n=25$ 까지  $n$ 을 증가시키면서 위치평가를 수행하였으며 Fig.7에서 Fig.9까지  $n=2, 10, 20$ 등 대표적인 결과를 나타내었다.

Fig. 7는  $n=2$ 일 때 기준경로와 위치평가 궤적을 나타낸다. 그림에서 x축은 경도, y축은 위도를 나타내며, 검은색 직선은 기준경로이며, 빨간색 점선은 인간의 DGPS 경로, 파란색 선은 EKF를 이용한 인간의 위치 평가한 경로 이다. 그림에서 알 수 있듯이 DGPS만의 경로는 변화가 심한 반면에 EKF방법은 DGPS 경로에 비해 평활화(Smoothing)가 되어 있음을 알 수 있다.

이와 같이 DGPS 자체 경로는 방향변화가 심하여 로봇의 인간추종성능을 감소시키는 주요원인이 되는데 EKF 위치평가 방법을 적용함으로써 심하게 발생하는 방향변화를 감소시킴으로써 인간추종성능이 크게 향상될 수 있다. Table 4는 위치오차 분석결과를 나타낸다. DGPS 경로의 오차는 최대 4.06m 정도였으며 평균 2.83m, 표준편차가 2.97으로 나타났다. 반면에 EKF 위치오차는 최대 3.86m 정도였으며 평균 2.66m, 표준편차 2.85으로 분석되었다.

Fig. 8는  $n=10$ 일 때 위치평가 궤적을 나타내며, Table 5는 오차특성을 나타낸다. DGPS 오차특성은 Table 4와 동일하지만, 인간 EKF의 위치오차는 최대 3.46m 정도였으며 평균 2.46m, 표준편차 2.62으로 분석되었으며  $n=2$ 일 때 보다 개선된 결과를 보였다. 직선경로의 경우 실제 인간의 이동은 방향전환이 이루어



지지 않았지만 DGPS의 위치오차에 의해 잦은 방향전환이 발생한다. 따라서  $n=2$ 인 경우는 단지 이전 두 step만 고려하여 이동거리 및 회전량을 구하기 때문에 DGPS의 위치오차에 기여한 방향전환 영향을 효과적으로 감소시키기 어렵다. 그러나  $n$ 의 값이 커질수록 이전의 많은 step의 이동결과를 고려하게 되므로 현재 DGPS의 급격한 방향전환의 영향에 둔감해 질 수 밖에 없다. 그 결과 EKF 위치 평가 궤적은  $n$ 의 값이 커질수록 평활화 효과가 커지며 직선의 경우 실제 경로가 방향전환이 없으므로 오차특성도 개선되는 것으로 분석된다.

Fig. 9는  $n=20$ 일 때 궤적을 나타낸다. Table 6은 오차특성 결과이며 인간 EKF의 위치오차는 최대 3.41m 정도였으며 평균 2.29m, 표준편차 2.47으로 분석되었다. 전술한 바와 같이 직선의 경우  $n$ 의 값이 커질수록 이전 step의 위치 값이 더 크게 영향을 미치므로 DGPS 위치정보의 방향전환에 둔감해지기 때문에 오차특성이 더욱 개선된 것으로 사료된다.  $n$ 이 20이상인 경우는 약간의 오차특성 개선이 있었으나 그 정도는 크지 않았다.

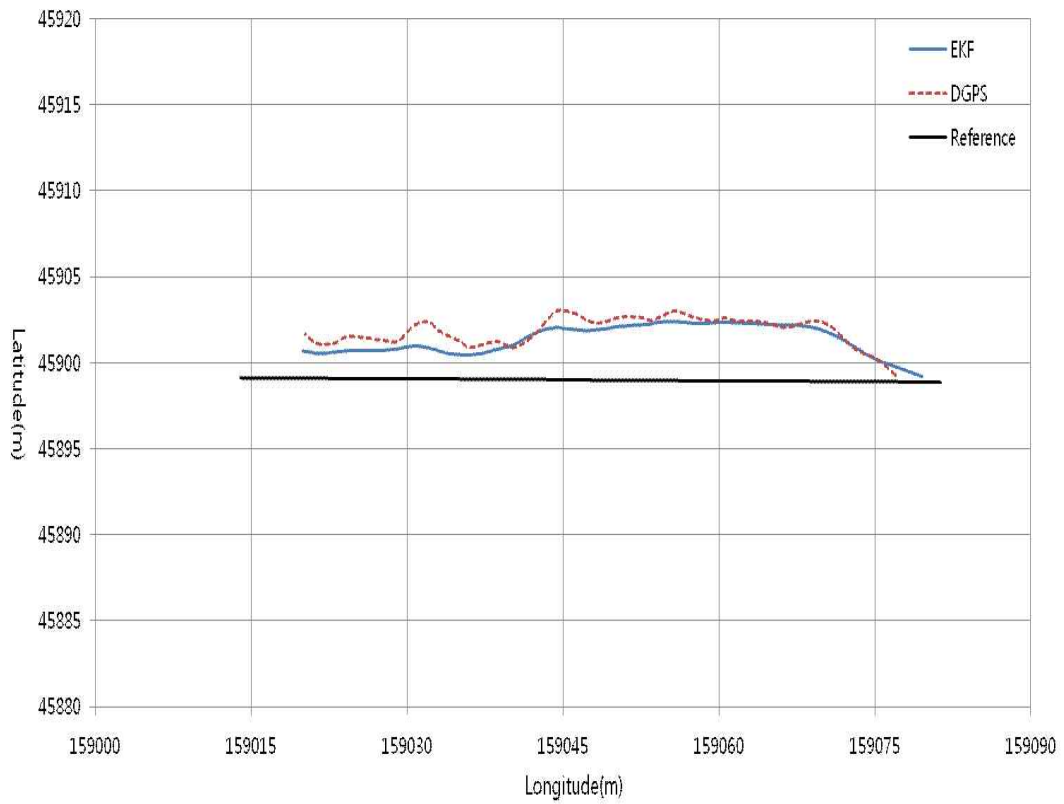


Fig. 7 Results of line tracking (n=2)

Table 4 Characteristics of position error for n=2 (unit : m)

	Error	
	DGPS	EKF
RMS	2.83	2.66
Max.	4.06	3.86
Std.	2.97	2.85

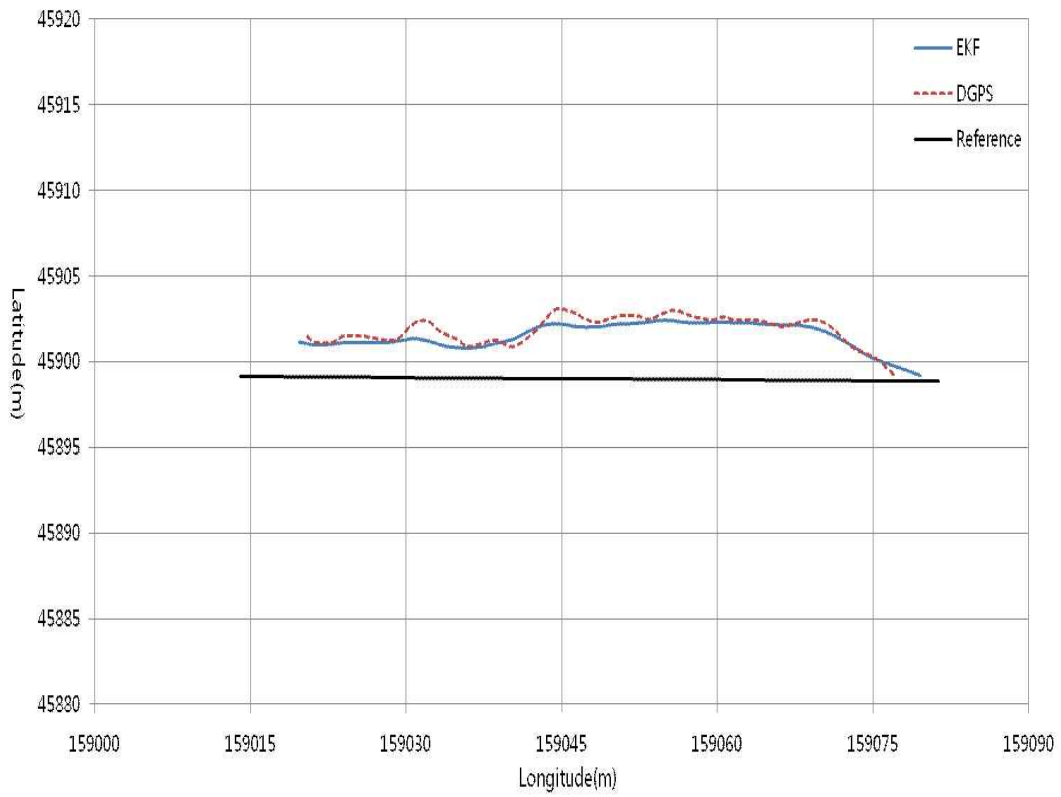


Fig. 8 Results of line tracking (n=10)

Table 5 Characteristics of position error for n=10 (unit : m)

	Error	
	DGPS	EKF
RMS	2.83	2.46
Max.	4.06	3.46
Std.	2.97	2.62

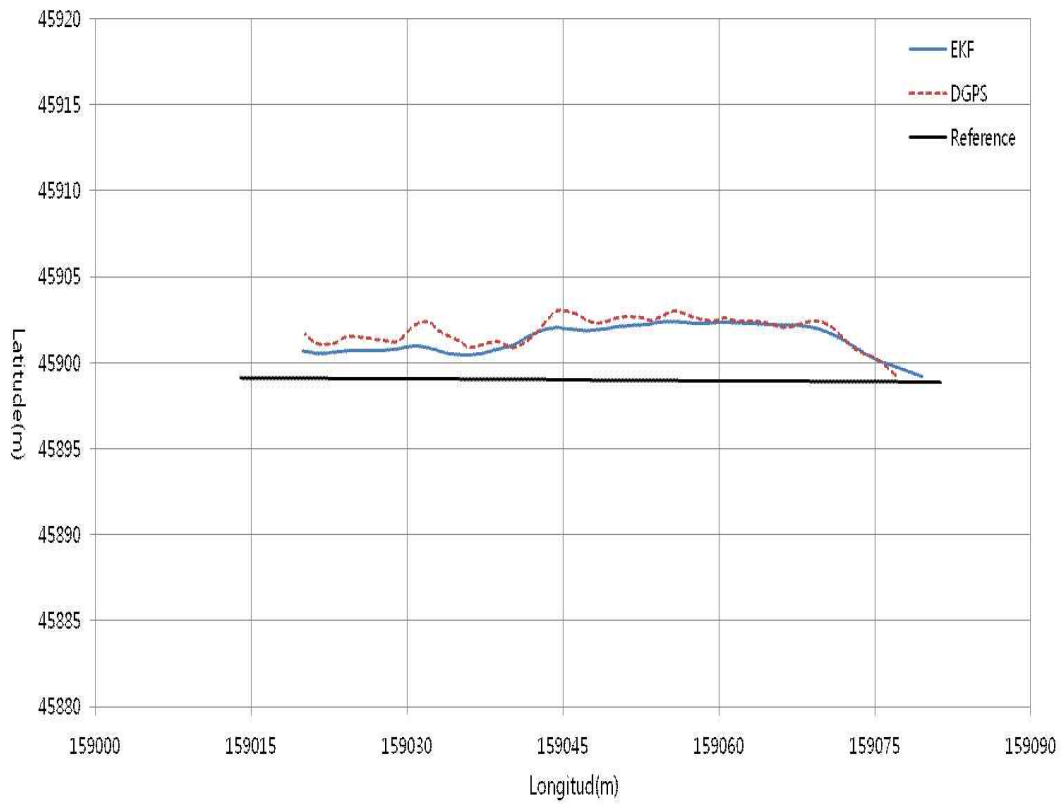


Fig. 9 Results of line tracking (n=20)

Table 6 Characteristics of position error for n=20 (unit : m)

	Error	
	DGPS	EKF
RMS	2.83	2.29
Max.	4.06	3.41
Std.	2.97	2.47

## (나) 곡선의 예비실험

곡선도 직선 예비 실험과 마찬가지로  $n=1$ 부터 20까지 증가시키며 실험을 진행하였다. 곡선의 실험은 직선 실험과 같이 인간이 DGPS를 휴대하고 기준경로를 따라 이동하여 생성된 궤적과 인간의 EKF 한 궤적을 비교하는 방법으로 진행하였다. Fig. 10는  $n=2$ 일 때 실험결과를 나타낸다. 그림에서 x축은 경도, y축은 위도를 나타내며, 검은색 직선은 기준경로, 빨간색 점선이 인간의 이동 경로, 그리고 파란색 직선이 인간의 위치 평가한 경로 이다. 실험결과를 분석하여 보면 Table 7과 같다. DGPS 오차는 최대 4.11m 정도였으며 평균 1.89m, 표준편차가 2.28으로 나타났다. EKF 위치오차는 최대 3.94m 정도였으며 평균 1.38m, 표준편차 1.92으로 분석되었다. 직선의 경우보다 성능이 떨어지는 것은 곡선의 경우 방향전환이 연속적으로 발생하기 때문에 DGPS 자체 오차가 직선의 경우보다 커졌기 때문이다.

Fig. 11은  $n=10$ 일 때 위치평가 궤적을 나타낸다. Table 8은 오차분석 결과를 나타내며, 인간 EKF의 위치오차는 최대 2.40m 정도였으며 평균 0.96m, 표준편차 1.25으로 분석되었다. 곡선의 경우는 직선과 달리 연속적으로 방향전환이 이루어지므로  $n$ 이 커질수록 더 많은 수의 이전 위치 정보를 반영하므로 오차특성이 나빠질 것으로 예상되었지만  $n=2$ 인 경우의 결과와 비교하면 오차특성이 개선되었음을 알 수 있다. 이것은  $n$ 이 커질수록 방향전환에 대해 둔감해 지지만 실험환경과 같이 곡률반경이 큰 곡선의 경우는  $n$ 이 커질 경우 오히려 실제 회전량이 반영될 수 있어 오차가 개선되는 결과를 보였다고 분석된다.

Fig. 12는  $n=20$ 일 때의 위치평가 결과를 나타낸다. 실험결과를 분석하여 보면, Table 9와 같이 인간 EKF의 위치오차는 최대 1.99m 정도였으며 평균 0.73m, 표준편차 0.95으로 분석되었다. 결국  $n$ 이 커질수록 곡선의 경우도 오차가 개선됨을 알 수 있다. 이는 제안된 방법이 직선뿐만 아니라 곡선의 경우에도 효과적으로 적용될 수 있음을 나타낸다.

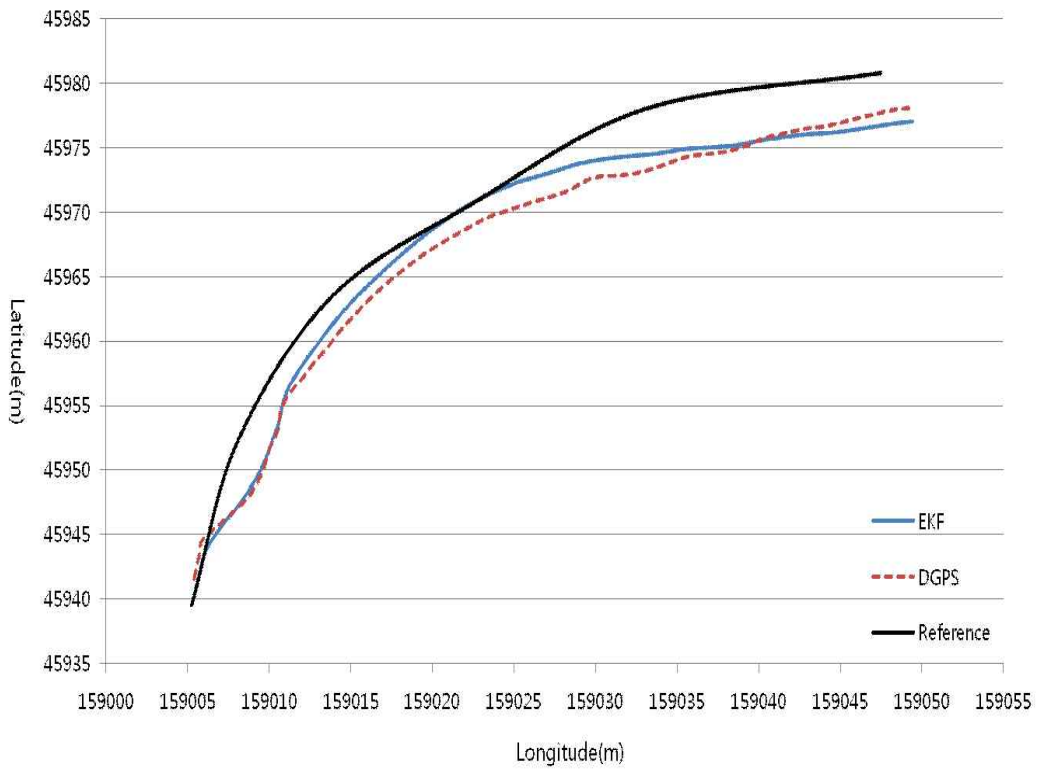


Fig. 10 Results of curve tracking (n=2)

Table 7 Characteristics of error for n=2 (unit : m)

	Error	
	DGPS	EKF
RMS	1.89	1.38
Max.	4.11	3.94
Std.	2.28	1.92

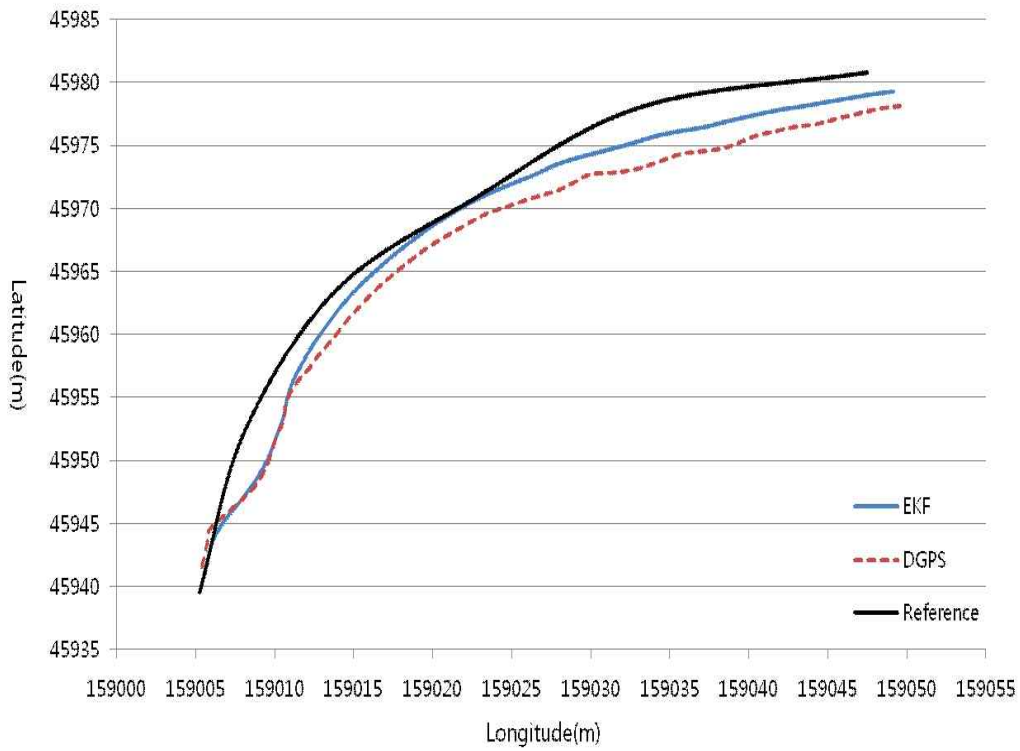


Fig. 11 Results of curve tracking (n=10)

Table 8 Characteristics of error for n=10 (unit : m)

	Error	
	DGPS	EKF
RMS	1.89	0.96
Max.	4.11	2.40
Std.	2.28	1.25

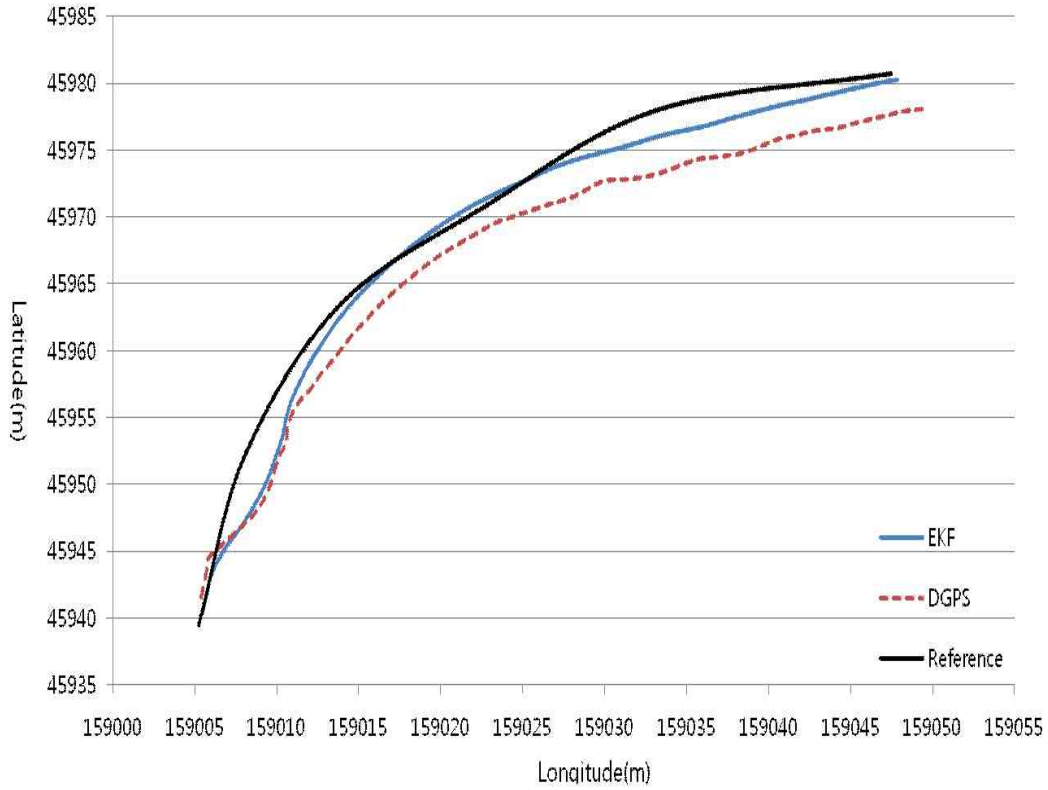


Fig. 12 Results of curve tracking (n=20)

Table 9 Characteristics of error for n=20 (unit : m)

	Error	
	DGPS	EKF
RMS	1.89	0.73
Max.	4.11	1.99
Std.	2.28	0.95



## (다) 예비실험 결과

Table 10과 11은 각각 n의 값에 따른 직선과 곡선경로의 위치평가 오차 특성을 나타낸다. 결과를 분석해보면 두 경우 모두 n의 값이 커질수록 오차가 개선됨을 알 수 있다. 전술한 바와 같이 직선의 경우는 n이 커질수록 이전 step의 회전이 더 많은 비중으로 작용하므로 DGPS의 방향변화에 강해지기 때문에 당연한 결과이다. 곡선의 경우는 n이 작을수록 현재 방향전환을 더 잘 반영할 수 있기 때문에 작은 값의 n이 더 좋은 오차특성을 보일 것으로 예상되었다. 그러나 실험 결과는 n이 클수록 곡선의 경우도 오차특성이 개선되었다. 이것은 실험환경이 곡률반경이 크고 방향전환 방향이 동일한 방향이기 때문에 오히려 n이 커질수록 실제 회전량을 더욱더 잘 반영한다고 분석된다.

만약 곡률반경이 작은 곡선을 추종하거나 단기적으로 회전방향이 급격히 변화는 경우는 n이 작을수록 오차특성이 향상될 것이다. 그러나 실제 인간추종로봇 측면에서 보면 인관과 일정한 거리를 두고 추종을 하므로 급격한 회전이나 잦은 회전방향 변화가 있더라도 인간을 추종하는 데는 큰 문제가 없을 것으로 예상된다.

Table 10 Results of position error according to n (line) (unit : m)

n	RMS	Std.	Max.
2	2.66	2.85	3.86
10	2.46	2.62	3.46
20	2.29	2.47	3.41

Table 11 Results of position error according to n (curve) (unit : m)

n	RMS	Std.	Max.
2	1.38	1.92	3.94
10	0.96	1.25	2.40
20	0.73	0.95	1.99

## 2.2 직선경로 위치평가 실험

### 2.2.1 실험결과

전술한 방법으로 설정된 직선경로의 기준 경로를 따라 인간이 DGPS를 휴대하고 이동하여 생성된 궤적과 위치 평가한 궤적을 비교하는 방법으로 실험을 수행하였다. 예비실험 결과에 따라 모든 실험에서  $n=20$ 을 적용하였다

Fig. 13는 첫 번째 실험으로 생성된 기준경로, DGPS 궤적 및 위치평가 궤적을 나타내는 그림이다. 그래프에서 x축은 경도, y축은 위도를 나타내며, 검은색 직선은 기준경로이며, 빨간색 점선은 인간의 DGPS 경로, 파란색 직선은 인간의 위치 평가한 경로 이다. Table 12는 오차 특성을 나타낸다. DGPS 오차는 최대 4.07m정도, 평균 2.21m, 표준편차가 2.45으로 나타났고, EKF 위치오차는 최대 3.34m 정도, 평균 1.81m, 표준편차 2.06으로 분석되었다. 이 실험은 DGPS 오차가 비교적 큰 경우를 나타내며 오차특성이 확실히 개선됨을 알 수 있다.

두 번째 실험은 DGPS 오차가 기준경로에 비해 크지 아니한 경우이며 그 결과를 Fig에 나타내었다. Table13는 오차 특성을 나타낸다. DGPS 오차는 최대 2.60m정도, 평균 0.85m, 표준편차가 1.03으로 나타나고, EKF 위치오차는 최대 2.02m 정도, 평균 0.76m, 표준편차 0.89으로 분석되었다. 따라서 DGPS 오차가 크지 아니한 경우도 제안된 EKF 위치평가방법이 효과적임을 알 수 있다.

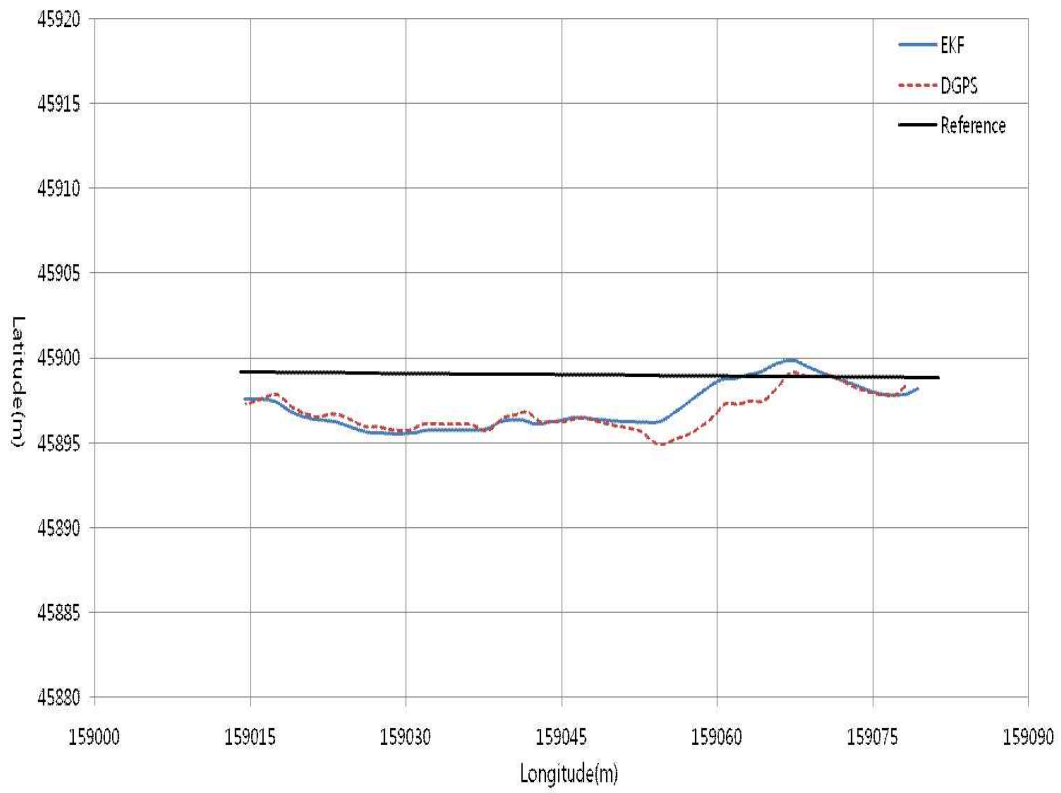


Fig. 13 Results of 1<sup>st</sup> line tracking

Table 12 Characteristics of position error (unit : m)

	Error	
	DGPS	EKF
RMS	2.21	1.81
Max.	4.07	3.34
Std.	2.45	2.06

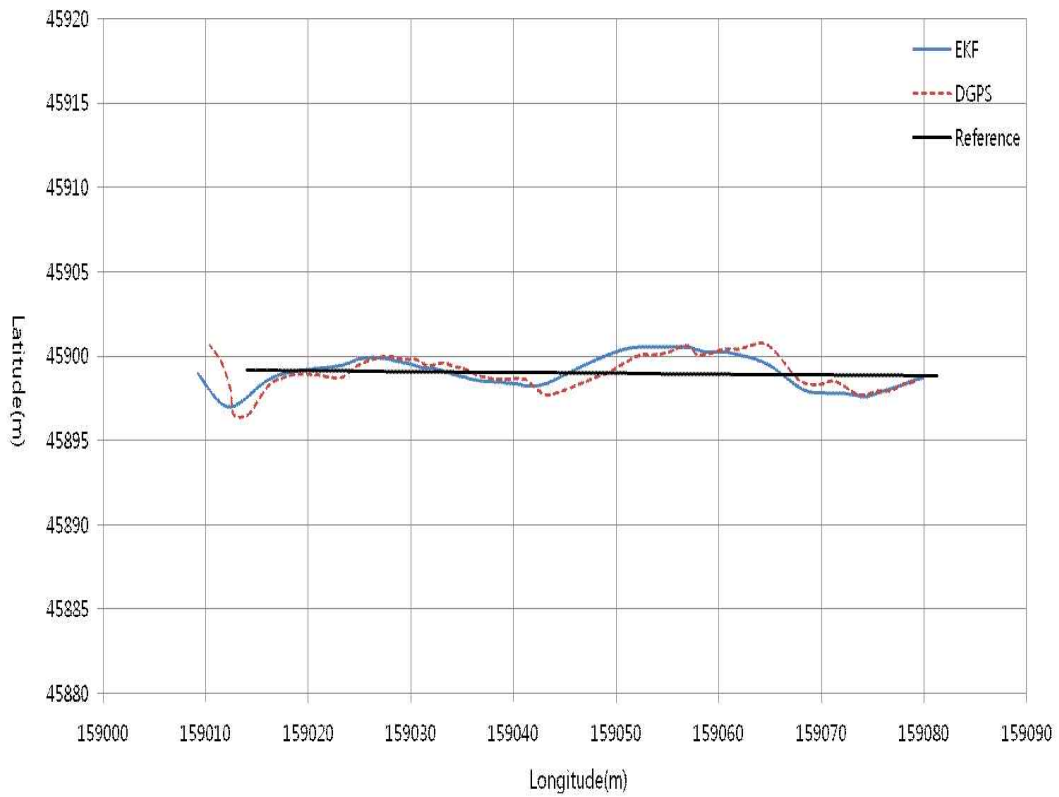


Fig. 14 Results of 2<sup>nd</sup> line tracking

Table 13 Characteristics of position error (unit : m)

	Error	
	DGPS	EKF
RMS	0.85	0.76
Max.	2.60	2.02
Std.	1.03	0.89

## 2.3 곡선경로 위치평가 실험

### 2.3.1 실험결과

곡선도 직선과 마찬가지로 설정된 곡선경로의 기준 경로를 따라 실험을 수행하였고, 모든 실험에서  $n=20$ 을 적용하였다. Fig. 15는 첫 번째 실험으로 생성된 기준경로, DGPS 궤적 및 위치평가 궤적을 나타낸다. 그래프에서 x축은 경도, y축은 위도를 나타내며, 그래프에서 검은색 직선은 기준경로이며, 빨간색 점선 인간의 DGPS 경로, 파란색 선이 인간의 위치 평가한 경로 이다. Table14는 오차 특성을 나타낸다. DGPS 오차는 최대 3.92m 정도, 평균 1.78m, 표준편차가 2.10으로 나타났고 EKF 위치오차는 최대 3.73m 정도였으며 평균 0.90m, 표준편차 1.283으로 분석되었다. 이 실험은 DGPS 오차가 기준경로에 의해 비교적 큰 경우이며 오차 특성이 개선됨을 알 수 있다.

두 번째 실험은 DGPS 오차가 기준경로에 의해 비교적 크지 않은 경우이며 결과는 Fig. 16에 나타냈다. Table 15는 오차 특성을 나타낸다. DGPS 오차는 최대 2.67m 정도였으며 평균 0.91m, 표준편차가 1.13으로 나타났다. 또한 EKF 위치오차는 최대 1.62m 정도였으며 평균 0.61m, 표준편차 0.73으로 분석되었다. 따라서 직선뿐만 아니라 곡선에서도 제안된 EKF 위치평가 방법이 효과적임을 알 수 있다.

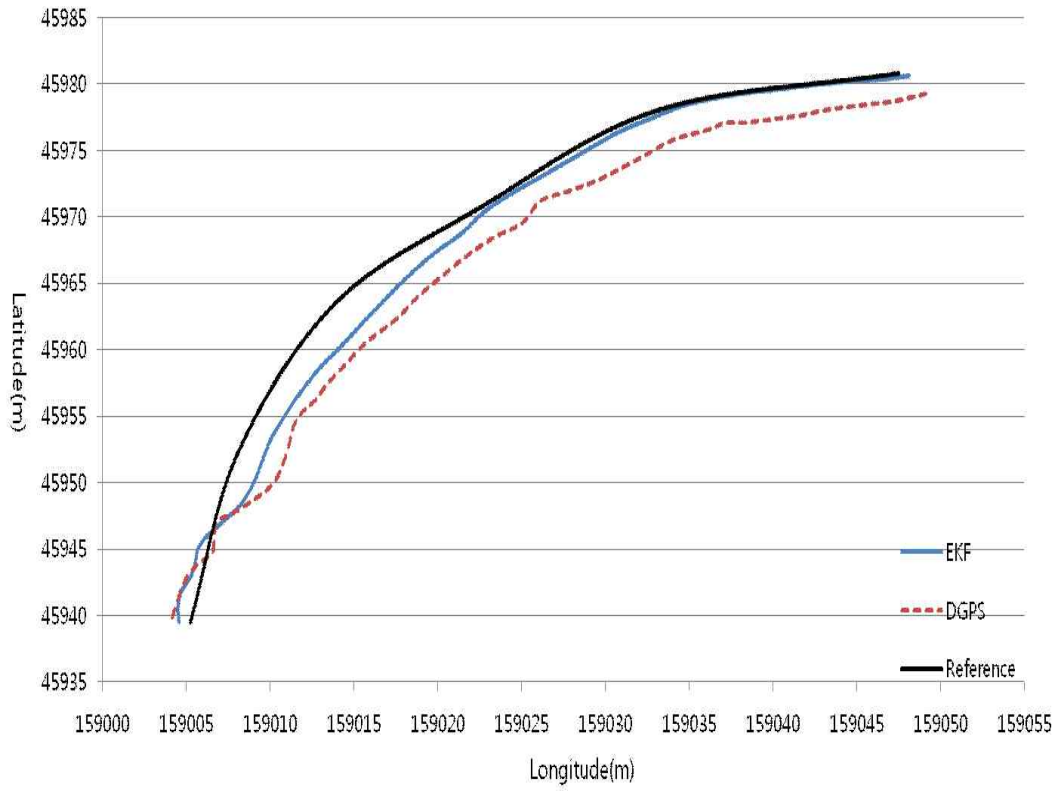


Fig. 15 Results of 1<sup>st</sup> curve tracking

Table 14 Characteristics of error for curve path (unit : m)

	Error	
	DGPS	EKF
RMS	1.78	0.90
Max.	3.92	3.73
Std.	2.10	1.28

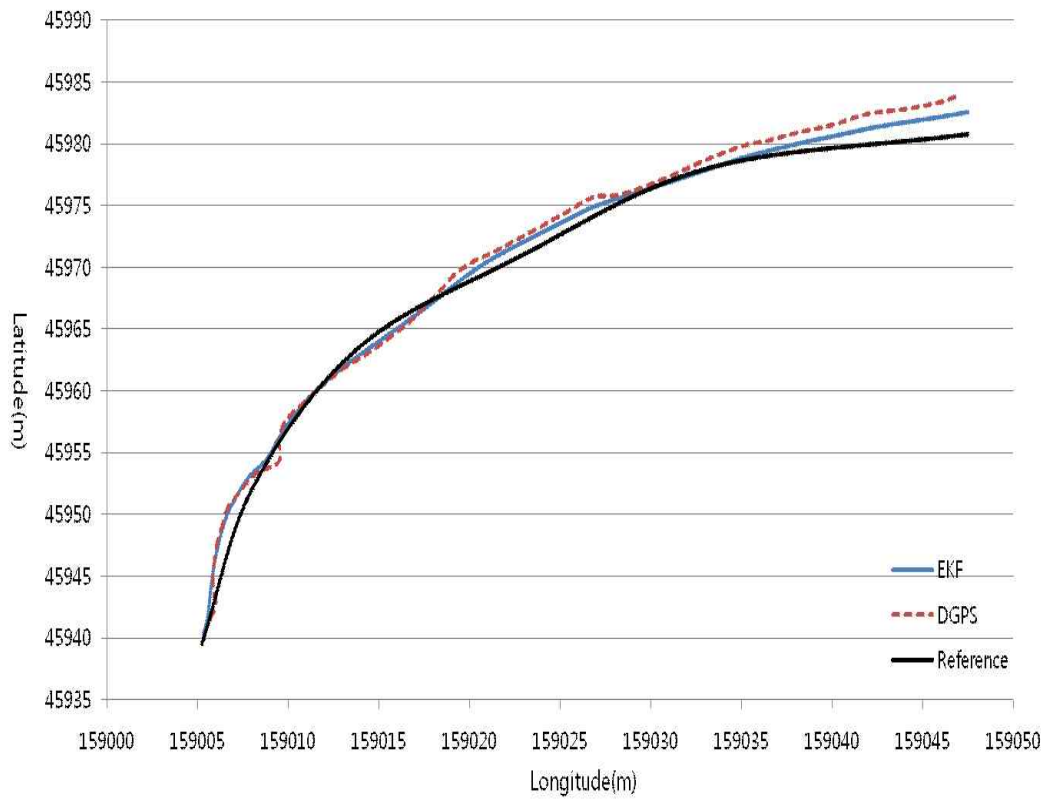


Fig. 16 Results of 2<sup>nd</sup> curve tracking

Table 15 Characteristics of error for curve path(unit : m)

	Error	
	DGPS	EKF
RMS	0.91	0.61
Max.	2.67	1.62
Std.	1.13	0.73

## 2.4 성능평가 결과

Table 16은 앞에서 진행한 2차레 직선경로 위치평가 평균 오차 특성을 나타낸다. 인간 EKF 위치오차는 평균적으로 최대오차는 2.68m정도, 평균오차는 1.28m, 표준편차는 1.47로 나타난다. Table 17은 앞에서 진행한 2차레 곡선경로 위치평가 평균 오차 특성을 나타낸다. 인간 EKF 위치오차는 평균적으로 최대오차는 2.67m정도, 평균오차는 0.75m, 표준편차는 1.01로 나타난다.

이와 같은 결과로 봤을 때 인간의 위치평가는 DGPS 만을 사용한 것보다 오차가 개선됨을 알 수 있다. 따라서 개발된 위치평가 방법을 인간추종 로봇에 적용함으로써 보다 나은 인간추종 성능이 가능할 것으로 사료된다.

Table 16 Characteristics of position error for line experiments (unit : m)

	Error	
	DGPS	EKF
RMS	1.53	1.28
Max.	3.34	2.68
Std.	1.74	1.47

Table 17 Characteristics of position error for curve experiments (unit : m)

	Error	
	DGPS	EKF
RMS	1.35	0.75
Max.	3.30	2.67
Std.	1.62	1.01



## 2.5 DGPS 정보 수신 불량 시 위치 평가

Fig. 17은 앞서 언급한 바와 같이 위성상태로 인해 DGPS 정보가 두절되거나 위성상태, 전리층 상태 또는 주변장애물에 의해 DGPS 위치오차가 크게 발생한 상황을 위치 평가한 그림이다. 그림에서 “No DGPS”로 표시된 구간에서는 DGPS 위치정보가 주어지지않은 상황에서 위치평가가 수행되었으며 이 구간의 길이는 약 15m 정도이다.

실험결과 DGPS 위치정보가 없는 경우에도 인간의 평균 이동거리 및 회전량을 기반으로 위치 예측이 가능함을 확인하였다.

따라서 EKF 위치평가 방법은 단기간의 DGPS 오차수신 불량 문제를 해결함을 알 수 있다.

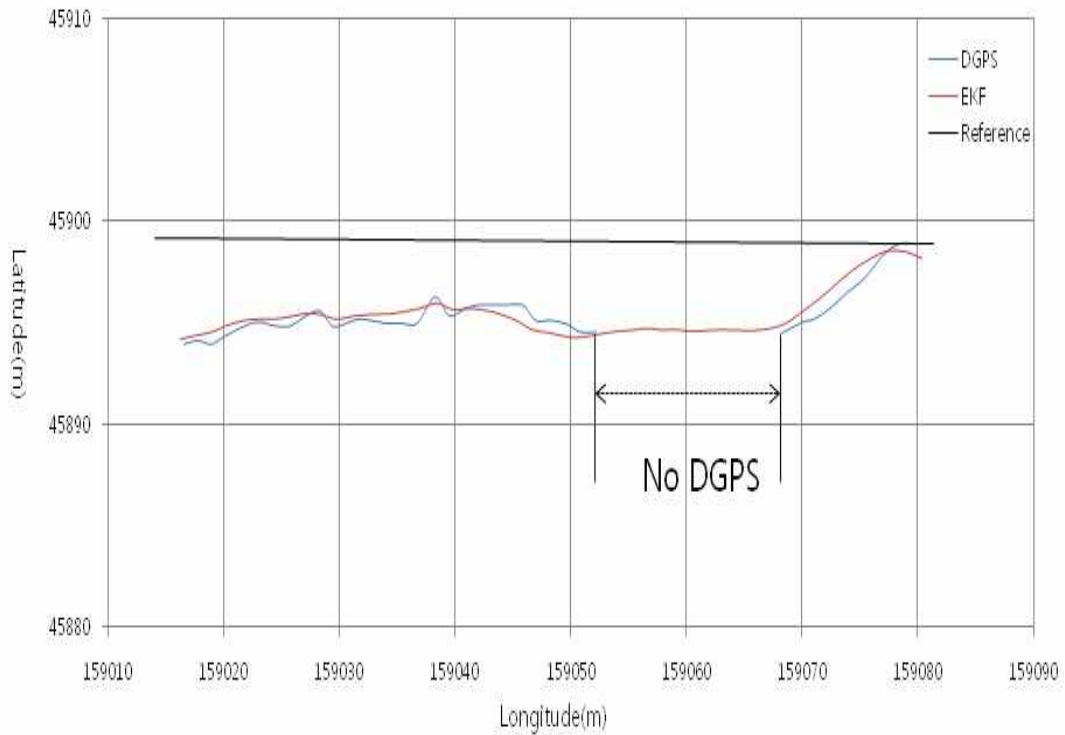


Fig. 17 Results of line tracking for no DGPS

## IV. 인간 추종 성능 평가

### 1. 인간추종 방법

Fig18은 인간 추종 항법의 개념도를 나타낸다. 위치평가 모듈로부터 인간의 위치가 평가되면 이것을 기반으로 추적목표점을 형성한다. 목표점이 생성이 되면 로봇의 위치와 목표점을 실시간으로 비교하여 목표지점에 도달하였는지 판단을 하게 된다.

로봇의 인간추종은 인간의 위치정보를 연속적으로 목표점으로 설정하여 그 목표점에 도달함으로써 수행된다. Fig19는 흐름도를 나타낸다.

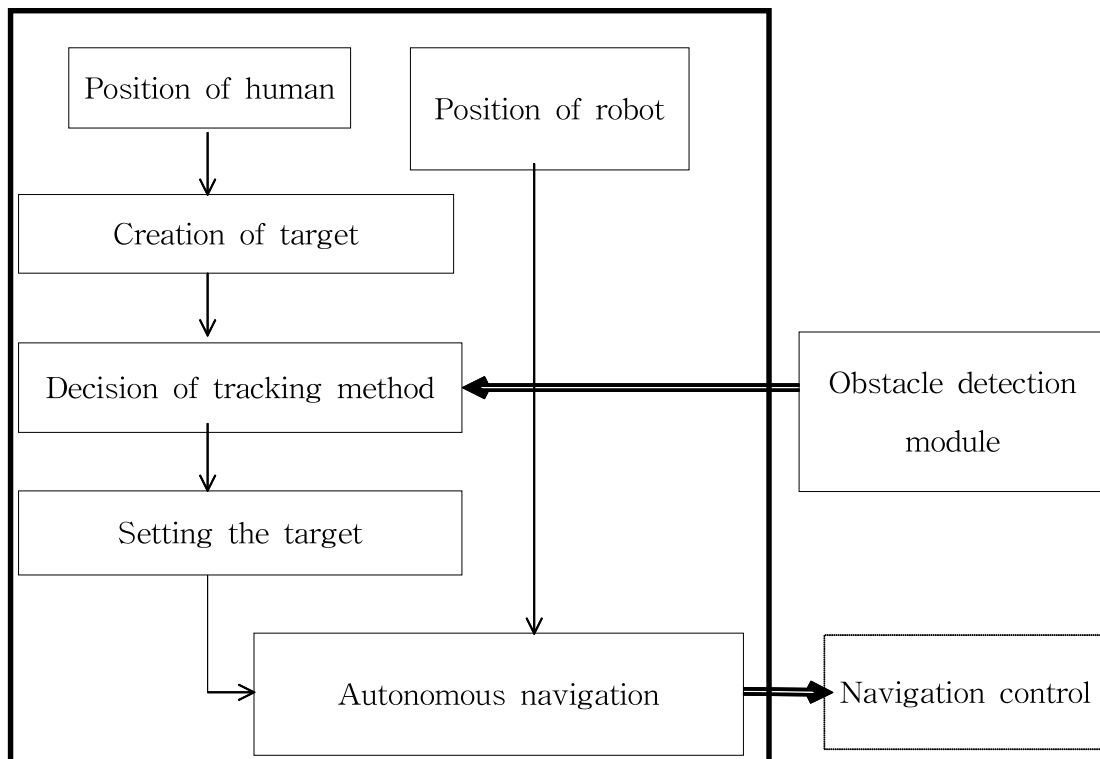


Fig. 18 Human following navigation

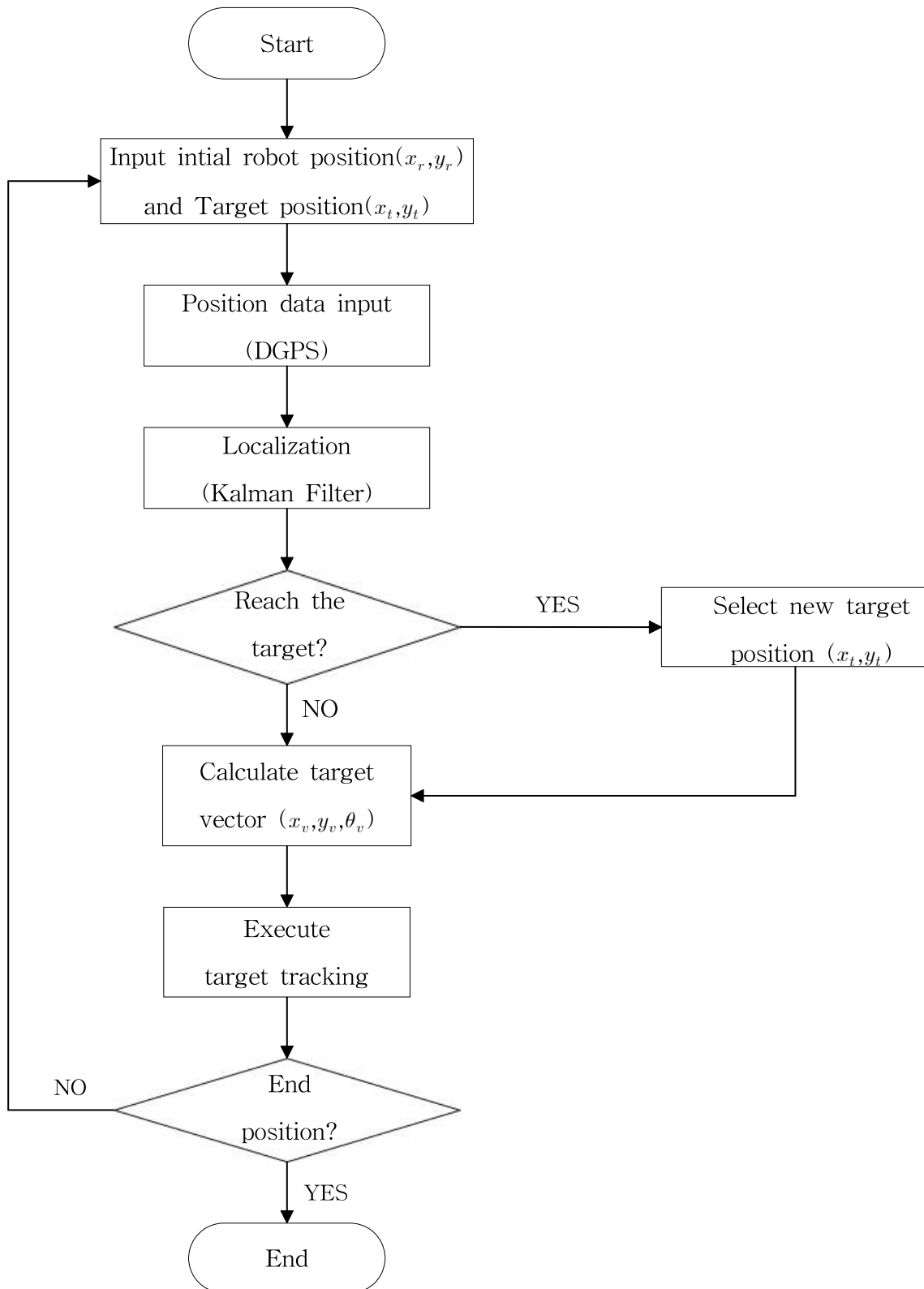


Fig. 19 Flow chart of autonomous navigation

먼저 주행이 시작되면 로봇의 현재 위치  $(x_r, y_r)$ 를 설정한다. 또한 인간의 위치를 수신하여 목표지점  $(x_t, y_t)$ 으로 설정하고 경로 추적을 시작한다. 이동 중에 로봇은 항상 DGPS 그리고 로봇의 바퀴에 부착된 엔코더 정보로부터 계산된 위치정보 (DR)정보를 받아 들여 칼만 필터를 이용하여 최적의 위치  $(x_c, y_c)$ 을 평가 하는 위치평가를 수행 한다.

다음으로 목표지점 도달 여부를 판단하는데, 평가된 로봇 위치와 현재 목표지점을 비교하여 거리 오차가 일정한 값 이하이면 로봇이 현재 목표지점에 도달한 것으로 판단하고 그 경로상의 다음 지점을 탐색하여 목표지점으로 설정한다. 목표지점 도달 조건은 다음식과 같다.

$$d \leq \sigma_{gps} + \sigma_{robot} \quad (39)$$

여기서  $d$ 는 목표지점과 로봇사이의 거리이고  $\sigma_{gps}$ 와  $\sigma_{robot}$ 는 각각 로봇과 인간 GPS의 오차 표준편차이다.

만약 현재 목표지점에 도달하지 못한 경우이면 목표 지점을 현재 지점을 유지한다. 다음단계로 위치평가 결과로부터 평가된 로봇 현재 위치  $(x_r, y_r)$ 과 이동해야할 목표지점  $(x_t, y_t)$ 로부터 로봇이 이동해야 할 방향 벡터  $(x_v, y_v, \theta_v)$ 를 다음 식으로 계산한다.

$$\begin{pmatrix} x_v \\ y_v \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_t - x_r \\ y_t - y_r \end{pmatrix}, \quad \theta_v = \tan^{-1} \frac{y_v}{x_v} \quad (40)$$

방향 벡터가 계산되면 로봇은 회전해야 할 방향  $\theta_v$ 만큼 로봇의 방향전환을 수행하고 이동한다. 로봇의 속력이 사람의 걸음걸이 정도이므로 로봇의 속력은 일정하게 한 상태에서 연속적으로 목표지점에 대한 방향 전환만 수행한다. 이와 같은 과정을 반복수행 함으로써 인간을 추종하게 된다.

## 2. 인간추종 실험 결과

### 2.1 실험 방법

이상과 같이 수행된 예비실험과 위치평가실험을 기반으로 개발된 위치평가를 주행이 복잡한 실제 야외 환경에서 그 성능을 확인하기 위해 실험을 진행하였다. Fig. 20은 실험 장소인 공과대학 4호관 주차장에서 정보통신원까지 나타낸 그림이다. 출발 위치는 그림 맨 우측의 공과대학 4호관 중앙형관이며 정보통신원까지 약 300m 구간에서 실험을 수행하였다. 출발 지점과 도착 지점의 고도차는 약 10m 정도이며, 경로 상에 큰 건물 및 언덕, 그리고 기타 장애물로 인해 DGPS 위성 신호 수신에 방해받을 수 있는 환경이다.



Fig. 20 Experimental environment

## 2.2 인간추종 성능평가

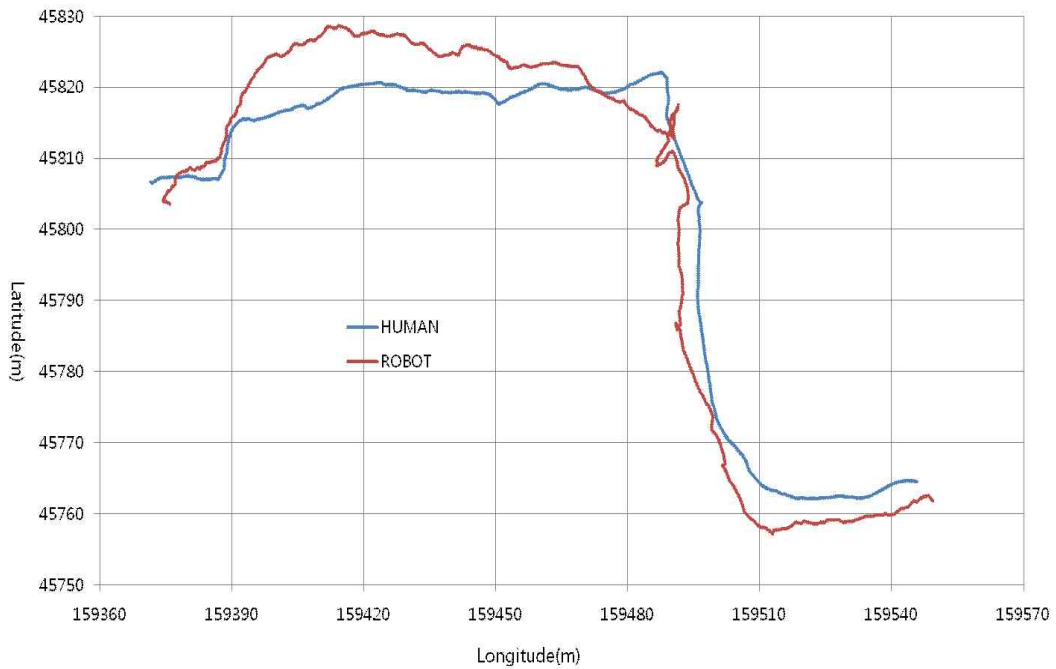
Fig. 21은 DGPS 좌표만으로 로봇이 인간을 추종하였을 때 실험 결과 이다. Fig. 21(a)에서 검은 색은 로봇의 주행 궤적이고, 하얀색 점선은 인간 DGPS궤적을 나타낸다. Fig. 21(b)는 인간 DGPS와 로봇의 궤적만을 나타낸 것으로서 파란색은 DGPS궤적, 빨간색은 로봇의 궤적을 나타낸다. Fig. 21(a)의 실험결과 궤적들은 위치 오차가 포함되어 있으므로 인간 및 로봇의 실제 위치와는 차이가 있을 수 있다. Fig. 21(a)에서 보듯이 로봇 이동궤적을 보면 나무들 사이로 주행한 것처럼 보이지만, 실제로 로봇은 도로 가장자리를 따라 주행하였다.

Fig. 21(a)에서 A부분은 로봇이 인간을 추종하지 못하고 제자리를 방황하는 것을 나타낸다. 이 부분은 주변 건물로 인해 DGPS 위성 신호가 심하게 방해를 받기 때문에 이와 같은 현상이 발생하였다. 또한 전체적으로 로봇은 인간의 궤적과는 큰 오차를 보이며 추종하였다.



(a) Experimental environment

Fig. 21 Results of experiments for complex outdoor environment



(b) Robot and human traces

Fig. 21 (Continued)

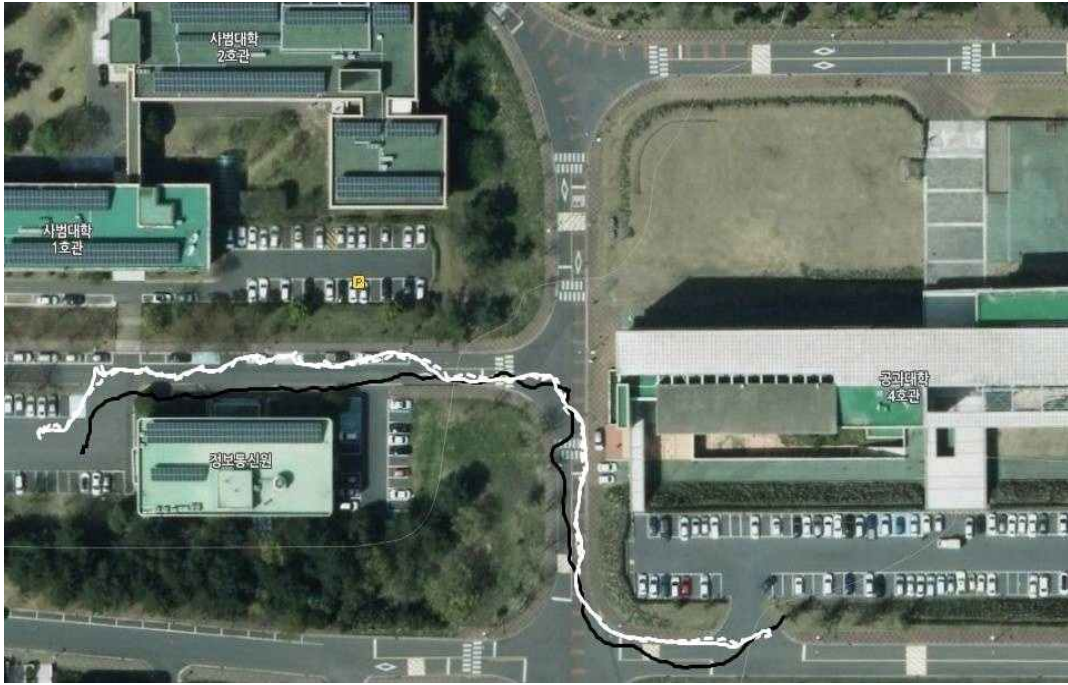


Fig. 22에서 Fig. 23는 개발된 인간위치평가 방법을 적용한 실험 결과이다. Fig. 22(a)와 Fig. 23(a)에서 검정색 실선은 로봇의 주행 궤적이고, 흰색 점선은 인간 DGPS 궤적이며, 흰색 실선은 인간 EKF의 궤적을 나타낸다. Fig. 22(b)와 Fig. 23(b) 그래프에서 파란색 실선은 인간의 DGPS 나타내고, 빨간색 실선은 로봇을 나타내며, 검정색 점선은 인간의 EKF를 나타낸다. 이 실험결과 역시 위치 오차가 포함되어 있으므로 인간 및 로봇의 실제 위치와는 차이가 있을 수도 있다. Fig. 22(a)과 Fig. 23(a)에서 보듯이 인간의 이동궤적을 보면 차량 내부로 이동한 것처럼 보이지만 실제로는 인간은 도로 중앙을 따라 이동하였다.

DGPS 위치정보 자체만을 이용한 실험과는 달리 EKF 방법을 적용 하였을 때는 로봇은 인간을 무리 없이 추종하였다. 일부 구간에서는 인간과의 거리가 차이가 나서 추종 성능이 저하됨을 보였다. 그 이유는 우측의 높은 건물과 주변에 세워진 차량으로 인하여 DGPS 수신에 방해가 받아 위치정보에 오차가 다른 곳보다 크게 발생하기 때문으로 사료된다.

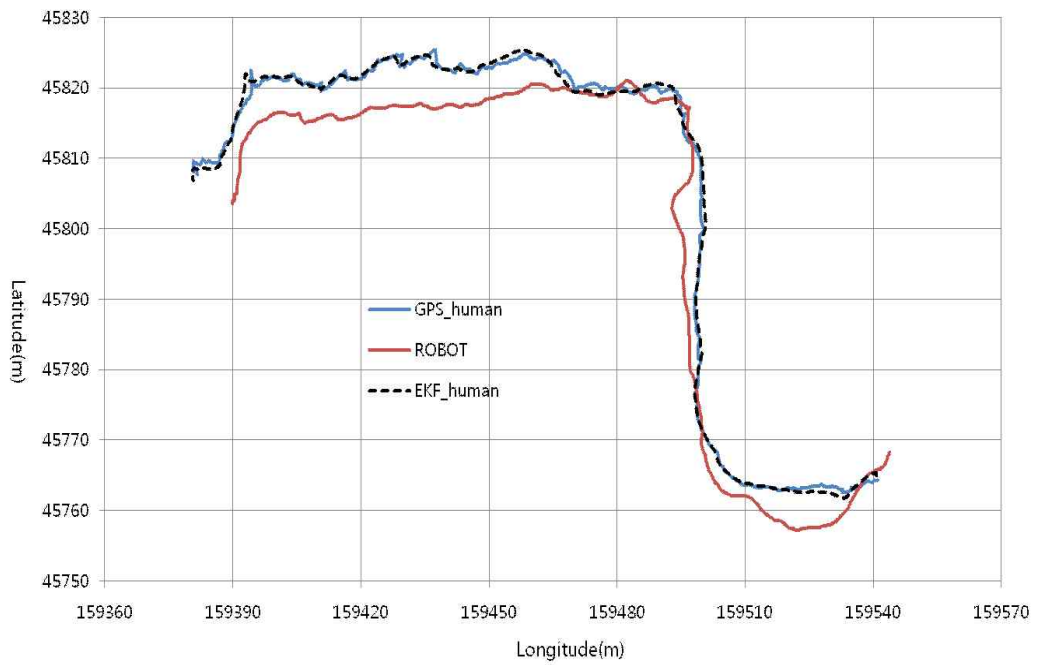
이와 같은 실험 결과는 개발된 인간위치평가 방법을 적용함으로써 기존에 인간의 GPS정보만 사용하는 인간 추종방법과는 달리 위치오차를 줄일 수 있으며 위치변화를 평활화 되어 인간추정성능이 향상될 뿐만 아니라 DGPS 위성정보가 수신되지 못하는 경우에도 인간추종이 가능함을 나타낸다. 로봇에 개발한 인간의 최적위치 평가 방법을 적용하면 인간추종 로봇의 성능향상을 시킬 수 있다.





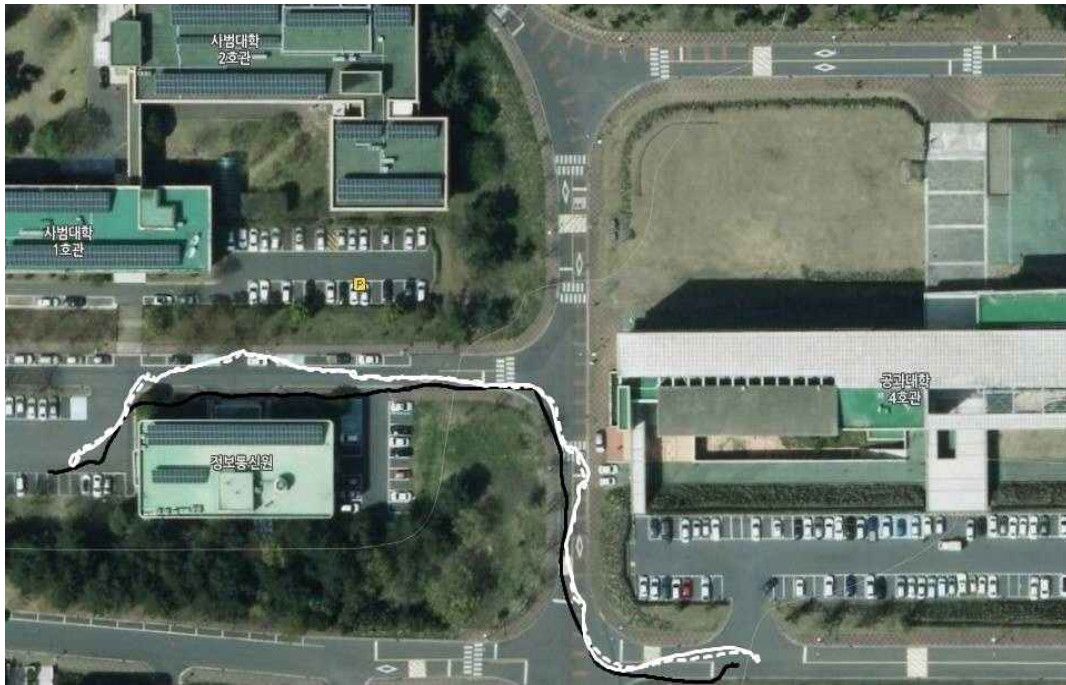
(a) Experimental environment

Fig. 22 Results of experiments for complex outdoor environment (1<sup>st</sup> run)



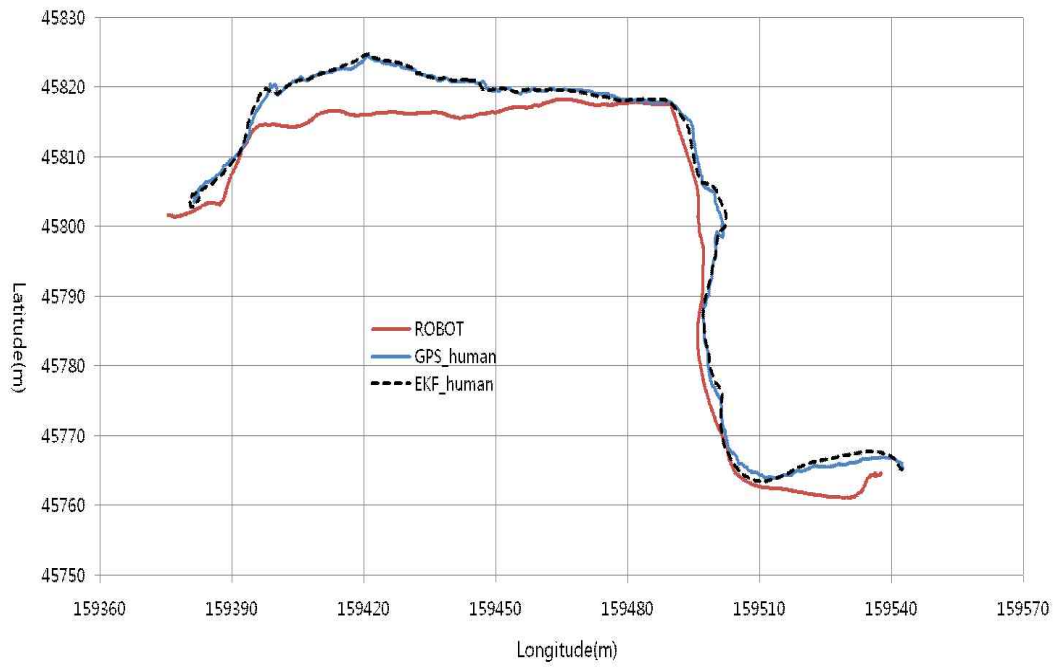
(b) Robot and human traces

Fig. 22 (Continued)



(a) Experimental environment

Fig. 23 Results of experiments for complex outdoor environment (2<sup>nd</sup> run)



(b) Robot and human traces

Fig. 23 (Continued)

## V. 결론

본 논문에서는 인간추종 로봇의 성능 향상을 위해 인간의 평균이동 거리와 회전량을 이용한 EKF기반 인간의 위치평가 방법을 개발 하였다. 개발된 방법은 실제 현장에서 그 성능을 평가하였으며 그 결과를 요약하면 다음과 같다.

1. 인간의 GPS정보와 인간의 평균 이동거리 및 회전량을 EKF로 융합하여 인간의 위치를 최적화하는 위치평가 방법을 개발하였으며 성능 평가 결과 DGPS만 이용하는 경우 보다 외부환경 인간 위치결정에 실제적으로 적용할 수 있을 만큼 위치 오차가 개선됨을 확인하였다.

2. 제안된 인간위치 평가방법은 DGPS의 오차로 인한 급격한 위치변화를 평활화 하는 효과가 있어 로봇의 인간추종성능이 개선됨을 확인하였다.

3. DGPS 위치정보가 수신되지 않는 경우에는 인간의 평균이동거리 및 회전량을 기반으로 위치를 예측하여 단기간의 DGPS 오차수신 불량 문제를 해결함 확인하였다.

4. 개발된 위치평가 방법과 인간 추종 방법은 향후 안내로봇, 캐디로봇, 농업 및 산업용 작업 보조 로봇, 그리고 노약자 및 장애인의 친구 로봇 등과 같은 옥외용 서비스 로봇으로 다양하게 적용될 수 있을 것으로 사료된다.

## VI. 참고 문헌

- [1] Lim, J. H., and Leonard, J. J.,“ Mobile Robot Relocation from Echolocation Constraints,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.22, No. 9, pp.1035-1041, 2000.
- [2] Lim, J. H., and Kang, C. U.,“3-D localization of an Autonomous Underwater Vehicle Using Extended Kalman Filter, Journal of the Korean Society for Precision Engineering, Vol. 21, No. 7, pp.130-135,2004.
- [3] J.H. Lim, “A Study on a Localization System for Tour Guide Robots,” J. of the KSPE, Vol.29, No.7, pp.762-769, 2012.
- [4] Lim, J. H., and Kang, C. U.,“Grid Based Localization of a Mobile Robot using Sonar Sensors”, KSME Int. J., Vol. 6, No.3, pp.302-309, 2002.
- [5] Buhmann, J., Burgard, W., Cremers, A.B., Fox, D., Hofmann,T., Schneider, F., Strikos, J. and Thrun, S.,“The Mobile Robot RHINO,” AI Magazine, Vol.16, No.2, pp.31 - 38, 1995.
- [6] Hirai, N. and Mizoguchi, H., “Visual Tracking of Human Back and Shoulder for Person Following Robot,” Proc. IEEE/ASME Int. Conf. Advanced Intelligent Mechatronics, pp.527-532, 2003.
- [7] Yoshimi, T., Nishiyama, M. and Mizoguchi, H., “ Development of a Person Following Robot with Vision Based Target Detection,” Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. Intelligent Robots and Systems, pp.5286-5291, 2006.
- [8] Eriksson, J., Mataric, M. J. and Winstein, C. J., “Hands-off Assistive Robotics for Post-Stroke Arm Rehabilitation,” Proc. IEEE Int. Conf. Rehabilitation Robotics, pp.21-24, 2005.
- [9] Shinichi O. and Shigeyuki S.,“Human Tracking with a Mobile Robot using a Laser Range-Finder”, Journal of RSJ, Vol.24, No.5, pp.605-613, 2006.
- [10] Kazuyuki M., Yudai O. and Yuichi N., “Control of Human-Following

- Robot Based on Cooperative Positioning with an Intelligent Space”, IEEE Transactions on Electronics, Information and Systems, Vol.131, No.5, pp.1050-1058, 2011.
- [11] Maxwell, B., Meeden, L., Addo, N., Brown, L., Dickson, P., Ng, J., Olshfski, S., Silk, E. and Wales, J., 1999, "Alfred: The Robot Waiter Who Remembers You," In Proceedings of AAAI Workshop in Robotics, July.
- (9) Simmons, R., Coldberg, D., Goode, A., Monte-merlo, M., Roy, N., Sellner, B., Urmson, C., Schultz,
- [12] Abramson, A., Adams, M, W., Atrash, A., Bugajska, M., Coblenz, M., MacMahon, M., Perzanowski, D., Horswill, I., Zubek, R., Kortenkamp, D., Wolfe, B., Milam, T. and Maxwell, B., 2003, "GRACE: An Autonomous Robot for the AAAI Robot Challenge," AI Magazine, Vol. 24, pp. 51~72.
- (10) Karl, J, A., 1970, Introduction to Stochastic Control Theory, Academic Press, London, pp. 225-233.
- [13] Lim, J. H., 2012, "A Study on a Localization System for Tour Guide Robots," Journal of the KSPE, Vol.29, No.7, pp.762-769.
- [14] Leonard, J. J. and Durrant-White, H. F., 1992, Direct Sonar Sensing for Mobile Robot Navigation, Kluwer Academic Publisher, pp. 51-73.
- [15] Bar-Shalom, Y. and Fortman, T. E., 1988, Tracking and Data Association, Academic Press, pp.150-156.
- [16] Smith, R. and Cheeseman, P., 1987, "On the Representation and Estimation of Spatial Uncertainty," International Journal of Robotics Research, Vol.5, No.4, pp. 56-68.